

HOT ISSUE MARKETS FOR INITIAL COIN OFFERINGS

A THESIS SUBMITTED TO
THE GRADUATE SCHOOL OF SOCIAL SCIENCES
OF
MIDDLE EAST TECHNICAL UNIVERSITY

BY

ÖNDER ARAL ÖZKAN

IN PARTIAL FULFILLMENT OF THE REQUIREMENTS
FOR
THE DEGREE OF MASTER OF BUSINESS ADMINISTRATION
IN
THE DEPARTMENT OF BUSINESS ADMINISTRATION

DECEMBER 2019

Approval of the Graduate School of Social Sciences

Prof. Dr. Yaşar Kondakçı

Director

I certify that this thesis satisfies all the requirements as a thesis for
the degree of Master of Business Administration.

Prof. Dr. Nuray Güner

Head of Department

This is to certify that we have read this thesis and that in our opinion
it is fully adequate, in scope and quality, as a thesis for the degree of
Master of Business Administration.

Assoc. Prof. Dr. Seza Danışoğlu

Advisor

Examining Committee Members

Prof. Dr. Nuray Güner (METU, BA) _____

Assoc. Prof. Dr. Seza Danışoğlu (METU, BA) _____

Prof. Dr. Burak Günalp (Çankaya Uni., ECON) _____

I hereby declare that all information in this document has been obtained and presented in accordance with academic rules and ethical conduct. I also declare that, as required by these rules and ethical conduct, I have fully cited and referenced all material and results that are not original to this work.

Name, Surname: Önder Aral Özkan

Signature:

ABSTRACT

HOT ISSUE MARKETS FOR INITIAL COIN OFFERINGS

ÖZKAN, Önder Aral

MBA, Department of Business Administration

Advisor: Assoc. Prof. Dr. Seza DANIŞOĞLU

December 2019, 74 Pages

This study analyzes the market for initial coin offerings (ICOs) of cryptocurrencies. We focus on the hot issue market phenomenon in this market by performing correlation, run and regression analyses and examine the relationship between past and future coin offerings. We use www.coinmarketcap.com and www.cci30.com as our main data sources. For a sample of 759 cryptocurrency offerings between 2015 and 2019, we show that there are 23 hot and 23 cold months. The results indicate that the number of ICOs in the past positively affect the decision to offer new coins to the market.

Keywords: Initial Coin Offering, Crypto Coin, Hot Market, Cold Market, Initial Public Offering

ÖZ

KRİPTO PARALARIN İLK HALKA ARZINDA SICAK PİYASALAR

ÖZKAN, Önder Aral

Yüksek Lisans, İşletme Bölümü

Danışman: Doç. Dr. Seza DANIŞOĞLU

Aralık 2019, 74 Sayfa

Bu çalışma, dijital para birimleri için ilk dijital para arzı piyasasını analiz etmektedir. Bu piyasadaki sıcak pazar olgusuna korelasyon, run testi ve regresyon analizleri yaparak geçmiş ve gelecekteki dijital para arzları arasındaki ilişkiyi inceleyerek odaklanıyoruz. Ana veri kaynaklarımız olarak www.coinmarketcap.com ve www.cci30.com adreslerini kullanıyoruz. Çalışmamızda, 2015 ile 2019 arasında halka arz olan ve 759 dijital paradan oluşan bir örneklem kullanıyoruz. Analizlerimiz, 2015 ile 2019 arasındaki süre zarfında pazarın 23 ay da sıcak pazar, 23 ay da ise soğuk pazar özelliğini taşıdığını gösteriyor. Sonuçlar, geçmişteki dijital para arzı sayısının piyasa da ki yeni dijital para arzının yapılması kararını olumlu yönde etkilediğini göstermektedir.

Anahtar Kelimeler: İlk Dijital para Arzı, Dijital para, Sıcak Pazar, Soğuk Pazar, İlk Halka Arz

ACKNOWLEDGMENTS

First of all, I would like to express my gratitude to my supervisor Assoc. Prof. Dr. Seza DANIŞOĞLU for her extreme support during the preparation of my thesis. Her modest personality, despite her knowledge and experience, was my main source of motivation. It was a privilege to work with her.

I would like to thank Prof. Dr. Nuray GÜNER for accepting to be on my thesis examination committee. Her expertise and comments helped to enlarged the scope of my research.

I'm also grateful to Prof. Dr. Burak GÜNALP for joining my thesis examination committee and giving me a chance to improve my study with his valuable comments.

I would like to send my regards to my director, Şinasi EKİNCİOĞLU for his supportive attitude towards my master's education. Thanks to his competitive personality and unique perspective, I learned to approach obstacles in different ways and improved my problem solving skills.

I'm thankful for the chance to work with my chief Kaan HARMANDALI. His kind and supportive personality improved me in both business and personal life. Also, his support during my thesis period was one of the most important factors that helped me to graduate from my master's degree. I also would like to express my gratitude to my colleague İsmail ŞEN for his support during my thesis period.

Friends are the most important asset in one's life. I'm lucky to have my friend Görkem GÜN. I'm grateful for his fellowship during my post-graduate education period. I'm also thankful to Merve ÖZTÜRK

and Nilüfer SAYGIN for their friendship during my post-graduate education period.

Lastly, I would like to thank my family Aydanur ÖZKAN, Özcan ÖZKAN and Ayşe ALTAŞ GİRGIÇ for their endless love and support in my entire life. I cannot express my love for them with words. I'm thankful for being their son and nephew.

TABLE OF CONTENTS

PLAGIARISM.....	iii
ABSTRACT.....	iv
ÖZ.....	v
ACKNOWLEDGMENTS	vi
TABLE OF CONTENTS.....	viii
LIST OF TABLES.....	x
LIST OF FIGURES	xi
LIST OF ABBREVIATIONS	xii
CHAPTER	
1.INTRODUCTION	1
2.LITERATURE REVIEW	5
2.1 Background on Cryptocoins, Initial Coin Offerings and Initial Public Offerings.....	5
2.2. The Hot and Cold Market Phenomenon in Initial Public Offerings ..	10
3.DATA AND METHODOLOGY.....	14
3.1 Data	14
3.1.1 Crypto Coin Historical Prices, Market Caps and Market Volume	14
3.1.2 Benchmark Crypto Coin Index	15
3.1.3 Determination of ICO Offer Price.....	15
3.1.4 Crypto Coin Selection Criteria	16
3.1.4.1 Market Capitalization	16
3.1.4.2 Accessible Data.....	17
3.1.4.3 Date	17
3.1.4.4 Outlier Coins	17
3.2 Methodology	18
3.2.1. Determination of Hot and Cold Months	18

3.2.1.1. Calculation of the First-Month Residual.....	18
3.2.1.2. Calculation of the Second-Month Residuals	19
3.2.1.3. Calculation of the average first- and second-month residuals	19
3.2.1.4 Calculation of the first difference of the average first month residual for each month.....	20
3.2.2 Time Series Analyses	21
3.2.2.1 Correlation Coefficient.....	21
3.2.2.2 Regression Analyses	21
3.2.2.3 Run Tests	25
4.EMPIRICAL RESULTS AND DISCUSSIONS	27
4.1 Hot and Cold Months	27
4.2 Analysis of New Coin Premiums	27
4.3 Relationship between New ICO Premium and After-Market Performance.....	34
4.4 Relationship between New Coin Premium and the Number of ICOs	35
4.5 Relationship between Past Market Performance and New ICO Premium	36
5.CONCLUSION	38
REFERENCES	41
APPENDICES	
A: NUMBER OF ICOS AND AVERAGES OF $\bar{e}_{1,t}$, $\bar{e}_{2,t}$ AND $\bar{e}_{d1,t}$	44
B: LIST OF THE CRYPTO COINS THAT ARE USED IN THE ANALYSES	46
C: LIST OF THE CRYPTO COINS THAT ARE EXCLUDED FROM THE ANALYSES	51
D: TÜRKÇE ÖZET / TURKISH SUMMARY	54
E: TEZ İZİN FORMU / THESIS PERMISSION FORM.....	74

LIST OF TABLES

Table 4.1 Serial Correlation Coefficients for The Average Residuals and Monthly Issued Coins with Lags 1-12 from Jan. 2015 to Mar. 2019.....	30
Table 4.2 Serial Correlation Coefficients for the Average Residuals with Lags 1-12 from Jan. 2017 to Mar. 2019	31
Table 4.3 Runs Tests Results	32
Table 4.4 Runs Tests by Length Results	33
Table 4.5 Summary Regression Output of New ICO Premium – After-market Performance Relationship.....	34
Table 4.6 Summary Regression Output of Number of ICO – New Coin Premium Relationship	35
Table 4.7 Summary Regression Output of Past Market Performance – New ICO Premium Relationship	37
Table A.1 Historical Averages for $\bar{e}_{1,j,t}$, $\bar{e}_{2,j,t}$, $\bar{e}_{d1,j,t}$	44
Table A.2 List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses....	46
Table A.3 List of the Crypto Coins that are Excluded from the Analyses	52

LIST OF FIGURES

Figure 1.1 CCI30 Historical Closing Index	3
Figure 3.1 Historical Values of Number of Issued Coins, $\bar{e}_{1,t}$ and $\bar{e}_{2,t}$	23
Figure 3.2 Historical Values of Number of Issued Coins and $\bar{e}_{d1,t}$	24
Figure 4.1 Average First Month's Residuals, Number of Offerings from January 2015 to March 2019	28

LIST OF ABBREVIATIONS

CCI30: Cryptocurrencies Index 30

CRSP: Center for Research in Security Prices

EY: Ernst & Young

ICO: Initial Coin Offering

IPO: Initial Public Offering

NYSE: The New York Stock Exchange

PwC: PricewaterhouseCoopers

CHAPTER 1

INTRODUCTION

The existing traditional currencies are said to have lost their function as money over the years as a result of poor management by governments during currency wars, limited banknote supplies and incompatibility between traditional money and technological advances. Especially during the Global Financial Crisis of 2008, these inadequacies of traditional currencies caused Central Bank disorders that resulted in major social reaction and unrest. Since then, the market has been searching for alternatives and crypto coins, or digital currencies, have emerged as a viable alternative to satisfy the market's requirements (Ahamad, Nair and Varghese, 2013).

The source code of Bitcoin, which is the first Crypto Coin, was released by Satoshi Nakamoto in 2008 in an article titled “Bitcoin: A Peer-to-Peer Electronic Cash System.” (Nakamoto, 2008). Usual conditions allow electronic payments to occur for only electronic commerce transactions and initiation of these transactions depends on the mutual trust between two parties. In this setting, either party can refuse the transaction since the transaction is carried out by third party intermediaries. In addition to this, the intermediary costs increase the overall transaction costs. On the other hand, the personal information of peers is collected by intermediaries. Consequently, all this trust dependency and the obligation of information sharing can create discomfort for peers (Nakamoto, 2008).

Satoshi Nakamoto (2008) suggested a new method for conducting transactions that would provide a direct connection between peers. This new transaction methodology uses an encryption that removes the need for traditional trust-based transactions and the intermediary costs.

After the emergence of bitcoin, indicators show that cryptocurrencies' importance in financial markets is increasing exponentially. Based on data available at coinmarketcap.com, between April 2013 and August 2019, bitcoin's market value increased from \$135.30 million to \$10,002.91 million and the total crypto coin market capitalization increased from \$1,596 million to \$261,868 million. By August 2019, there were a total of 2,475 crypto coins trading in 20,211 different markets. For instance, the Hileman and Rauchs (2017) study uses data on 150 cryptocurrencies that are traded in five different continents and 38 different countries. This solely indicates how cryptocurrencies have become demographically widespread after the first-ever offering of a cryptocurrency, the Bitcoin, in 2008.

The CCI30 is an index that aims to measure the overall growth and price volatility of the cryptocurrency market. It tracks the 30 largest cryptocurrencies by market capitalization. The price variation graph of CCI30 between January 2017 and May 2019 is provided in Figure 1.1 As indicated in the graph, the index value reached 20,000 in early 2018 but has since been under 2,500. The index value is observed to be significantly volatile. Even though this implies that the financial risk in the cryptocurrency market may be high, it also represents profit opportunities for short-term traders. This type of volatility also makes cryptocurrencies an interesting research topic.

Privacy is one of the most fundamental rights that every individual needs psychologically and sociologically (Solove, 2008). In the current financial system, ordinary monetary transactions require an intermediary. Accordingly, the information on transactions is shared

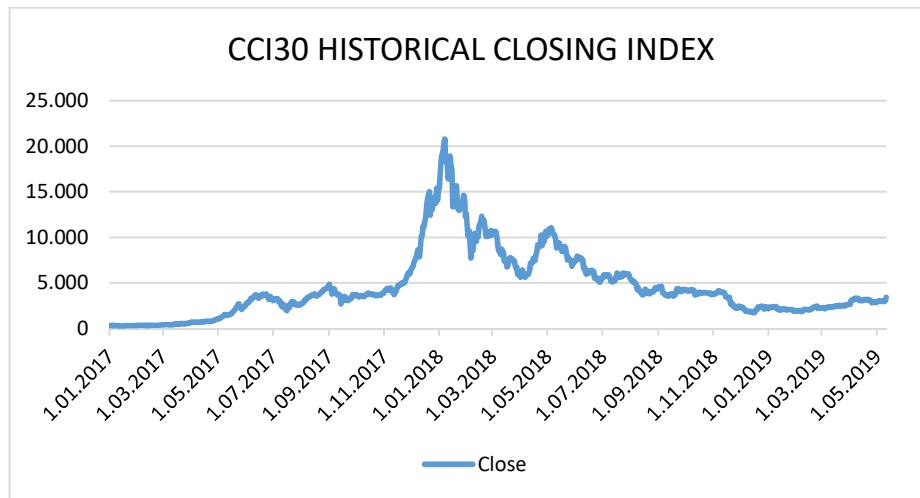


Figure 1.1 CCI30 Historical Closing Index

with third parties. The peer-to-peer transaction system which is proposed by Nakamoto (2008) eliminates this information sharing requirement by removing the intermediary individuals and institutions. The third parties cannot intervene the transactions because of the fundamental mechanics of crypto coins. Therefore, the information on the transactions is only shared between peers. In short, crypto coins satisfy the privacy needs of individuals in financial markets. At the same time, the privacy that is provided by crypto coins creates some significant difficulties for governmental authorities in terms of fighting against the black economy and the funding of terrorism (Üzer, 2017).

It can be understood from the issues presented above that the importance and role of cryptocurrencies in financial markets are

increasing rapidly. According to our insights, cryptocurrencies will become much more common in the near future. For these reasons, we decided to research cryptocurrencies and their initial public (coin) offerings, ICOs. Our study focuses on the hot market issues for ICOs which was originally studied as a phenomenon in the IPO markets for common stocks.

This thesis consists of the following sections. After the introduction, the literature review is presented. Chapter 3 explains the data and presents the methodology used for examining the hot market phenomena in ICO markets. Chapter 4 presents the empirical results, and Chapter 5 concludes the thesis.

CHAPTER 2

LITERATURE REVIEW

2.1 Background on Cryptocoins, Initial Coin Offerings and Initial Public Offerings

In the literature there are several definitions for cryptocurrencies. In short, they are defined as currencies that use cryptographic methods and are independent from central banks. More specifically, the cryptocurrency is a unit of digital currency that applies cryptographic methods and is mainly used to control the age group of currency units and to approve the transfer of funds, as well as to work autonomously from a Central Bank (Saraswat, Chauhan and Faudjar, 2017). In addition to this definition, they are also defined as physical pre-calculated files that use a general key or unique key pairs which are created around a particular encryption algorithm. The unique key is assigned to the owner of crypto coin. (Ahmad et al., 2013).

Cryptocurrencies are traded in crypto coin exchanges following their initial coin offerings (ICOs). In addition to being the public offering for crypto coins, ICOs also provide a creative mechanism for financing entrepreneurial enterprises. The entrepreneurial enterprises offer specialized cryptocurrencies for sale during the process of ICO. These currencies are expected to be traded in digital platforms as an exchange value. The capital from these currency sales provides a

source for the initial development of the digital platform. (Catalini and Gans, 2018)

Moreover, an ICO is defined as activities of economic units that are aimed to obtain monetary resources by using crypto coins. In this process, a currency can be used as a monetary unit. It can be traded on the crypto coin exchanges or used for purchasing or selling goods and services (Adhami, Giudici and Marinazzi, 2018). Based on these ICO definitions, it is a business process and its success and failure are effected by many factors. In the literature, the main success factors for ICOs are listed as follows:

1) Liquidity (low cost)

There is evidence that higher ICO prices decrease investor demand by decreasing the coin's affordability and liquidity (Amsden and Schweizer, 2018). Since liquidity of an initial coin offering seems to be an important success factor, issuers of crypto coins typically underprice the offers in order to ensure high demand and high liquidity (Momtaz, 2018).

2) Regulations in different markets

Local government regulations for the blockchain technology are typically shaped based on the demand from investors in that market. These regulations, in turn, affect the price of currencies. Especially, if the majority of a crypto coin's investors is located in one country, then these coins are potentially affected from the related country's policies and regulations on crypto coins (Yadav, 2017).

3) Opinion of the digital community

Opinion of the digital community is one of the most sensitive signals in the blockchain world. Community engagement has a crucial role in the blockchain ecosystem. The community could examine the project in many dimensions such as its technology and white paper quality. Based on these evaluations, investors make inferences about the upcoming ICOs. Since there is no standardization as to how ICOs are to be evaluated, it may be beneficial to approach these analyses with caution and use them together with other signals (Yadav, 2017).

4) Content of the white paper

The white paper is a document that describes the crypto project's main characteristics and almost all of the crypto projects publish it. The white paper serves the same purpose as the prospectus published prior to the initial offering of common stocks. Typically, the white paper is expected to provide (i) a rational justification for the problem that the crypto coin offers to solve, (ii) a tangible financial plan for the project, (iii) a description of the target user's objective and motivation regarding the project, and, (iv) a discussion of the technical risks (Yadav, 2017).

5) Open source code

The robustness of the crypto coin's code has a significant role in the success of the ICO. Although the code is tested by its developers, it could still have a fault. Open-source codes are tested by many independent developers and this decreases the probability of failure. Therefore, in the crypto coin community, crypto coins with open-source codes provide more confidence compared to the others. (Adhami et. al., 2018)

6) Additional benefits to the investor

Since the crypto coin is a financial asset, investors are motivated with the potential returns. In order to provide such return and increase the probability of success for the ICO, issuers typically offer additional benefits, such as dividends, to investors (Adhami et. al., 2018).

An initial public offering (IPO) is a funding method for companies. Through the IPO process, companies sell their shares to investors via intermediary institutions (such as stock exchanges) in order to generate capital. In their 2017 guide, PricewaterhouseCoopers [PwC] (2017) defines an IPO as follows:

An IPO in which a company sells new securities and receives all proceeds in the form of additional capital is called a primary offering. A securities sale in which securities held by the owners of the company are sold and from which the owners receive the proceeds is called a secondary offering. IPOs are almost always primary offerings, but may include the sale of shares held by the present owners. (PwC, 2017).

In this guide, purposes for going public are summarized as below:

- Collect money to expand operations and access public capital markets.
- Increase talented employees' interest in the firm and thus increase their commitment to the firm.
- Diversify investor assets via selling their shares.
- Provide cash flow to shareholders.
- Increase the reputation of the company.

An IPO's success is typically evaluated based on its first-day return. There are a number of factors that affect the first-day return of an IPO:

1) Market conditions

Ljungqvist, Nanda, and Singh (2006) claim that market conditions affect stock prices dramatically. As a result, firms typically schedule their IPO during hot market periods, when market prices are increasing, in order to obtain better prices for their shares.

2) Precise information

Zhang (2012) investigates the effect of precise information on IPO prices. He designs a model in which both issuer and investor make inferences on the IPO price based on noisy information. Based on this model, the information quality affects the number of shares that are sold to the investor. Since the information quality affects the demand for shares, it affects the first-day return of the IPO as well.

3) Intermediary Institution

Carter and Manaster (1990) argue that prestigious underwriter firms tend to underprice the IPO less for sustaining their reputation. They conduct an empirical test with results that support their claim. They find that there is a negative relationship between underwriter reputation and the price run-up variance.

As mentioned above, an ICO is a funding method for new projects, businesses or ideas. An IPO is also a way for firms to obtain funding by selling their shares; so, fundamentally IPOs and ICOs have the common motivation of generating funding for the business of the issuer. Similarly, following both ICOs and IPOs, the issued shares start to be traded on exchanges. However, there are also many differences between IPOs and ICOs and they are listed below (Ernst & Young [EY] (2018):

- ICO market regulations are highly ambiguous when they are compared to those related to the IPO markets.
- In IPOs, typically shares of well-established and better-known firms are sold. In ICOs, on the other hand, funds may be generated to support an idea, a prototype or a new business.
- Many types of investors can invest in ICOs via ICO platforms available over the internet. IPO investors, however, are generally institutional investors and invest in IPO shares via investment banks.
- Price changes following ICOs are typically a lot more volatile compared to IPOs.
- ICO issuers inform their investors by issuing a white paper; however, this white paper is not sanctioned by any regulatory institutions. On the other hand, firms must publish a legally required prospectus prior to their IPO. In ICOs, trades are made with other cryptocurrencies; on the other hand, IPO transactions are carried out by using fiat currencies.

2.2. The Hot and Cold Market Phenomenon in Initial Public Offerings

Ibbotson and Jaffe (1975) define hot and cold markets for IPOs based on their average first-month performance. If in a given month, the performance of IPOs is unusually high, they name these months as hot months. They conduct their research based on a dataset that includes IPOs that took place between January 1960 and October 1970 for the US equity markets.

Ritter (1984) uses Rock's model to study the underpricing of IPOs and to explain the hot market phenomenon. His study uses a dataset of IPOs that took place between 1960 and 1982. Ritter detects underpricing in hot periods for natural resource companies. In a later study, Brailsford, Heaney, Powel, and Shi (2000) also examine the US IPO market between 1976 to 1998 and find evidence that during hot markets, IPO volume and underpricing is higher than normal periods. Helwege and Liang (2004) also study the US IPOs between 1975 to 2000 and define the hot and cold periods based on the number of IPOs. With such a definition, they show that even if a month is a "cold month" in terms of the number of IPOs, that same month could be categorized as a hot month if the definition is based on the level of underpricing and the performance of the IPO.

In the original study on hot and cold markets, Ibbotson and Jaffe (1975) calculate the average residual return during the first month following the IPO. Next, they calculate the median of these residual returns. If a given month's residual is higher than the median, then they call this month a hot month. In addition, they also calculate the second month's residual return and its difference with the average first month residual. These residual returns and return differences make it possible to study the relationship between (i) the first-month premium and the aftermarket performance of the IPO, (ii) the number of offerings and the new issue premium, and, (iii) the past market performance and the new IPO premium.

The methodology of Ritter's 1984 study is mainly based on the Ibbotson and Jaffe study. More specifically, from January 1960 to October 1970, Ritter uses Ibbotson and Jaffe's (1975) calculations, and from November 1970 to December 1976, he uses his own methodology for calculating the average returns. Finally, from 1977 to

1982, Ritter uses a simple arithmetic average for finding the average returns. Based on these average returns, Ritter analyzes IPO returns in hot and cold periods. He detects a 16.3% average initial return from 1977 to 1982 in cold markets and during the hot market period between January 1980 and March 1981, he finds a 48.4% average initial return. Most of Ritter's findings are valid for the natural resource industries.

Brailsford, Heaney, Powel, and Shi (2000) examine the existence of hot and cold markets for the US IPOs by studying the volume of IPOs and underpricing of the new issues. By using a Markov regime-switching model, they provide evidence that the IPO volume and underpricing are higher than normal periods during hot periods.

Helwege and Liang (2004) examine how the IPO performance is different in hot versus cold markets. In their analyses, for identifying the hot and cold periods, they use the three-month centered moving average of the number of IPOs scaled by the number of new business formations in each month. First, they test whether the companies are concentrated disproportionately in a particular industry during the hot market periods and whether the start-up wave or the development of a new product triggers the hot market. Second, they examine firm characteristics and question whether there are significant differences in terms of quality, expectations or type of business in the public offerings during the hot and cold periods. They find evidence that the characteristics of IPO companies do not affect the hot and cold market and that the hot market is affected by the investor's optimism rather than the differences in adverse selection costs, managerial opportunism, or technological innovations.

Since ICOs are a relatively new phenomenon, there is a limited number of studies in the literature. In this thesis, we adopt the Ibbotson

and Jaffe (1975) methodology to determine the hot and cold periods for ICOs.

CHAPTER 3

DATA AND METHODOLOGY

3.1 Data

3.1.1 Crypto Coin Historical Prices, Market Caps and Market Volume

The limited number of studies on ICOs available in the literature use the coin and market data provided at the web site Coin Market Cap (<https://coinmarketcap.com>). The site provides data on daily open, close, high, and low prices as well as trading volume for the crypto coins. The data used in this thesis are also obtained from this web site. As of May 12, 2019, data on 2,169 crypto coins were available at this site. These crypto coins were filtered based on a number of rules and analyses are conducted on a final sample of 759 coins. These filters are described in detail below.

Wei (2018) and Felix and Eije (2019) are two studies that use coinmarketcap.com as their data source. Wei points out to the market practice that a single coin can be traded in many different exchanges and its price can be expressed in many different currencies. As a result, both studies discuss the necessity of converting coin prices into a single currency before using them for analysis. At coinmarketcap.com, volume-weighted average prices for crypto coins

are collected from more than 9,000 exchanges and converted to USD before they are published. This makes it possible to have access to crypto coin prices in US dollar terms, regardless of the actual currency or exchange in which they trade.

3.1.2 Benchmark Crypto Coin Index

As mentioned in Chapter 1, we use the CCI30 crypto coin index as a measure of overall market movements in coin prices. The index uses four criteria while determining which coin exchanges to use for selecting the coins for the calculation of the index. First, the exchange should be a platform for trading only cryptocurrencies. Second, the exchange should be public and report trading volume on a 24-hour basis. Third, the exchange should determine the coin prices based on their trading volume. Lastly, the exchange should provide data on the exact number of coins in circulation since this information is needed in order to determine the coin's ranking in terms of its market capitalization. Using these criteria, the CCI30 selects the first 30 coins based on their adjusted market capitalization. The index has been calculated since January 1st, 2015. Following Felix and Eije (2019) and considering the fact that the 30 coins included in the index represent approximately 92% of the total crypto coin market capitalization, we decided to use the CCI30 index as a measure of the overall market movements.

3.1.3 Determination of ICO Offer Price

In a typical ICO, before the coin's initial offering on a publicly accessible coin exchange, it first starts to trade on the web site of the coin's issuer. Usually, this pre-ICO trading is organized in order to gauge the demand for the coin and the price that traders would be

willing to pay for it once it starts to trade on a coin exchange. The pre-ICO trading on the web site of the issuer can be likened to the process of book building prior to the IPO of common stocks. As part of the data collection process, we attempted to collect the average pre-ICO price for the 759 coins in our sample; however, it was not possible to access this information for a majority of the coins. For the few coins that actually had an indicative pre-ICO price published at the web site of the issuer, it was determined that this price is usually very close to or the same as the very first closing price that is available for that coin at coinmarketcap.com. As a result, we decided to use this first available price at coinmarketcap.com as the ICO offer price and used it in all relevant calculations.

3.1.4 Crypto Coin Selection Criteria

3.1.4.1 Market Capitalization

There were 2,169 crypto coins that were listed at www.coinmarketcap.com as of May 12, 2019. The market capitalization for these coins was between 0 and 126 billion US dollars. Similar to excluding the so-called penny stocks from analyses, we decided to exclude coins with very low market capitalizations. In fact, we initially aimed to use all coins that would represent 99% of the total market capitalization. When we ranked coins in line with this rule, 354 coins were left in the sample. In order to ensure that we have enough number of ICOs during each month of our sample period, for instance, when we look at the first 354 coins, we see that the number of ICOs in 2015 and 2016 is rather low, with no ICOs in some months. As a result, the first 759 coins covering 99.74% of the total market capitalization are included in the sample. These coins represent ICOs that took place

between January 1st 2015 and May 12th, 2019. In addition to the market capitalization filter, some coins are excluded from our sample and these filters are described below. The final sample of coins are presented in Appendix B and the coins that are excluded from the study are given in Appendix C.

3.1.4.2 Accessible Data

As mentioned before, we use each coin's first- and second-month returns in our analyses. 29 coins did not have a first- and/or second-month closing price available at coinmarketcap.com and they were excluded from the sample.

3.1.4.3 Date

Since we use CCI30 as the market index, and this index is available from January 1st, 2015, the sample only includes ICOs that took place after this date. As a result, we removed another 65 coins from the sample.

3.1.4.4 Outlier Coins

Some of the coins' first and second-month residuals are very high or very low when they are compared with the average return of all coins in the sample for instance, the lowest value for the first-month residual return is -%133 and the highest value is %1799 when the average residual is 14%. Similarly, the second-month residual return's lowest value is -%180 and highest value is %9936 when the average residual is 41%. Therefore, we excluded 56 coins that represented the highest and lowest 2% of the residual returns. After the outliers are excluded from study, the lowest value for the first-month residual return is -%64 and the highest value is %232 when the average

residual is 4%. Similarly, the second-month residual return's lowest value is -%62 and highest value is %610 when the average residual is 22%.

3.2 Methodology

In this research, we adopt the Ibbotson and Jaffe (1975) methodology to test the existence of hot and cold markets for ICOs.

3.2.1. Determination of Hot and Cold Months

As a first step in determining the hot and cold months, we calculate the average first-month residual return, average second-month residual return and the average first-month residual differences. Next, we determine the median for all residual series. If in a given month the average first-month residual is higher than the median of average first-month residuals, then we designate that month as a hot month. If there are no ICOs in a month, then that month is skipped and not designated as either hot or cold. For example, there are no ICOs in March 2015, so we ignore this month and take April 2015 as the third month in our sample.

3.2.1.1. Calculation of the First-Month Residual

$e_{1,j,t}$ represents the first-month residual for the j^{th} crypto coin whose ICO took place during month t .

$$e_{1,j,t} = R_{1,j,t} - R_{m,t} \quad (3.1)$$

In Equation 3.1, $R_{1,j,t}$ is the first month's return for crypto coin j , which had its ICO in month t . The return is calculated between the date

of the ICO and the end of month t. $R_{m,t}$ is the return of CCI30 during the same period.

3.2.1.2. Calculation of the Second-Month Residuals

$e_{2,j,t}$ is the second-month residual for the j^{th} crypto coin issued during month t.

$$e_{2,j,t} = R_{2,j,t} - R_{m,t+1} \quad (3.2.)$$

In Equation 3.2, $R_{2,j,t}$ is second month's return for crypto coin j, which had its ICO in month t. The return is calculated between the end of month t and the end of month $t+1$. $R_{m,t+1}$ is the return of CCI30 during the same period.

The first- and second-month residuals are calculated in order to examine the risk premium of the coins. Ibbotson and Jaffe (1975) calculate these residuals for IPOs in order to compare the performance of the IPO stock with that of the market for the same period.

3.2.1.3. Calculation of the average first- and second-month residuals

The average first- and second-month residuals for month t are calculated as follows:

$$\bar{e}_{1,t} = \sum_{j=1}^S \frac{e_{1,j,t}}{S} \quad (3.3.)$$

$$\bar{e}_{2,t} = \sum_{j=1}^S \frac{e_{2,j,t}}{S} \quad (3.4.)$$

Values of $\bar{e}_{1,t}$ and $\bar{e}_{2,t}$ during the sample period are shown in Figure 3.1. It is seen that both average residual returns exhibit high volatility prior to January 2017. This volatility may be due to the significantly small number of ICOs that took place during these earlier years in the sample. In other words, the crypto coin market has more fluctuations before January 2017 while the market is still quite shallow. As the number of ICOs starts to increase, the average residual returns exhibit less volatility and the market seems to become more stable. The standard deviation of $\bar{e}_{1,t}$ is 0.70 before January 2017 and 0.23 after January 2017. Similarly, the standard deviation of $\bar{e}_{2,t}$ is 1.49 before January 2017 and 0.41 after January 2017. The differences between the standard deviations of both $\bar{e}_{1,t}$ and $\bar{e}_{2,t}$ before and after January 2017 are consistent with the market becoming more stable over time.

3.2.1.4 Calculation of the first difference of the average first month residual for each month

In addition to analyzing the change in the first-month residuals, we also calculate $\bar{e}_{d1,t}$ as the change of the average first-month residuals in order to provide a view of the market's evolution over time.

The first difference of the average first-month residual for month t is calculated as follows:

$$\bar{e}_{d1,t} = \bar{e}_{1,t} - \bar{e}_{1,t-1} \quad (3.5.)$$

Values of $\bar{e}_{d1,t}$ during the sample period are shown in Figure 3.2. Figure 3.2 also shows that the volatility of $\bar{e}_{d1,t}$ decreases as the number of issued coins' increases. As before, the volatility of $\bar{e}_{d1,t}$

starts to decrease after January 2017 as the number of issued coins starts to increase significantly. The standard deviation of $\bar{e}_{d1,t}$ is 1.07 before January 2017 and 0.40 after January 2017, in line with the observed decline in volatility.

3.2.2 Time Series Analyses

Following Ibbotson and Jaffe (1975), we perform four different analyses in order to understand the hot and cold markets phenomenon for initial coin offerings.

3.2.2.1 Correlation Coefficient

Correlation coefficient is used for indicating the degree and the direction of a relationship between two variables. The correlation coefficient is shown with "r" and its value could represent the dependency between two series. The correlation coefficient takes a value between -1 and 1. If it is close to -1, it means that the two variables generally move in opposite direction to each other. If it is 0, then there is no relationship between the variables. If it is close to 1, then the two variables generally move in the same direction (Turanlı & Guriş, 2005).

With the correlation coefficient, we examine the dependency between premiums observed for past and future coin issues. For this purpose, following Ibbotson and Jaffe (1975), we calculate the first twelve months' lagged correlation coefficient for each residual return series. In addition, we calculate the same lagged correlation coefficients for the number of ICOs in each month.

3.2.2.2 Regression Analyses

Regression models are applied for analyzing a probable relationship between variables. For the regression analysis, an algebraic model is required and its representation is $Y = \alpha + \beta X$ for a

basic regression. α represents the constant and β represents the slope. The sign of β shows the direction of the relationship between the variables. If it is equal to 0, then it means that there is no relationship between the variables (Turanlı & Gürış, 2005).

In the regression model, if the number of independent variables is more than one, then the related regression analysis is called multiple regression analysis. The general representation of a multiple regression model is shown below (Turanlı & Gürış, 2005).

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \varepsilon_i \quad (3.6.)$$

Following Ibbotson and Jaffe (1975), we use the regression analysis for analyzing the relationship between the new ICO premium and (i) the aftermarket performance of the ICO, (ii) the number of ICOs, and, (iii) past market performance

For analyzing the relationship between the new ICO premium and aftermarket performance, we estimate the following regression equation:

$$\bar{e}_{2,t} = \beta_0 + \beta_1 * \bar{e}_{1,t} + \varepsilon_t \quad (3.7.)$$

With this mode, the objective is to detect a possible relationship between the first- and second-month residuals. If hot and cold markets are observed for initial coin offerings, the residual returns generated during the ICO month are expected to be positively related to the residual returns generated in later months. As a result, we expect β_1 to be positive.

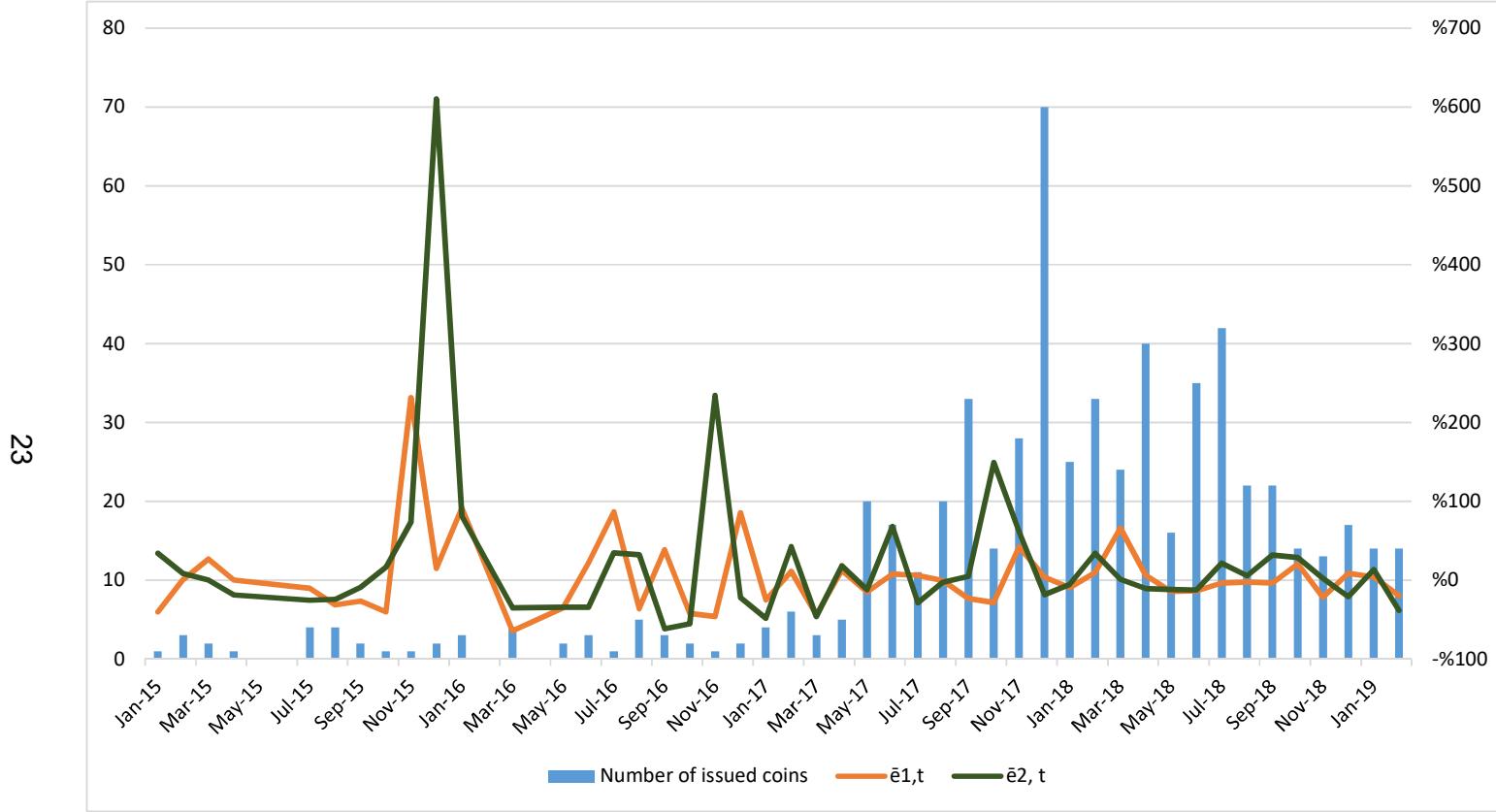


Figure 3.1 Number of Issued Coins, $\bar{e}_{1,t}$ and $\bar{e}_{2,t}$

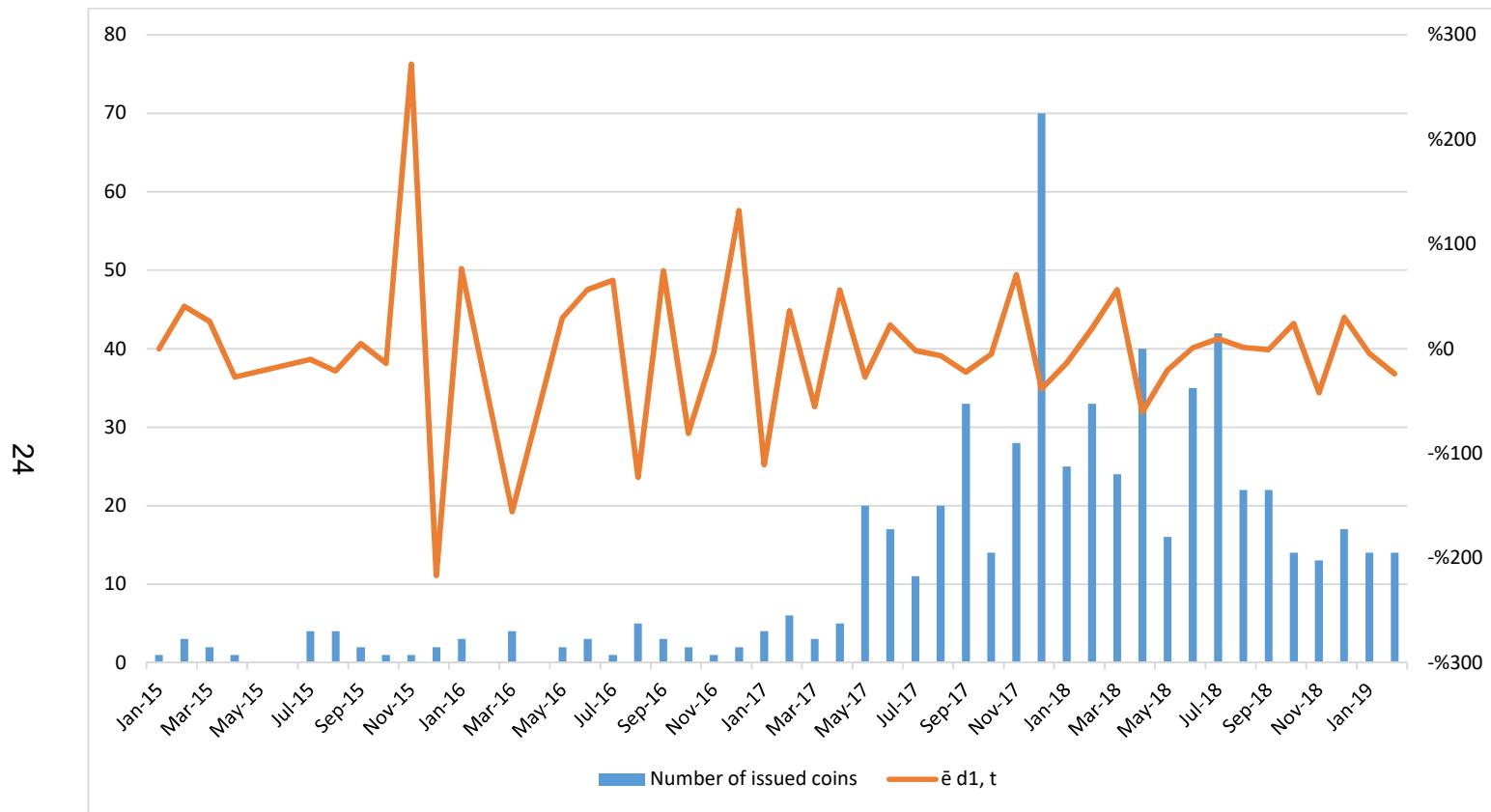


Figure 3.2 Number of Issued Coins and $\bar{e}_{d1, t}$

In Equation 3.8, the number of ICOs in month t is modeled as a function of return residuals generated by the ICOs that took place during the past four months. Once again, the existence of hot and cold markets would suggest that coin issuers would be encouraged to issue new coins following months of high returns (hot months) and they would be discouraged to issue new coins following months of low returns (cold months). As a result, the number of new ICOs is expected to be positively related to the past ICO premia.

For analyzing the relationship between the new ICO premium and the past market performance, we estimate the following regression equation:

$$\bar{e}_{1,t} = \beta_0 + \beta_1 * R_{m,t-1} + \beta_2 * R_{m,t-2} + \beta_3 * R_{m,t-3} + \beta_4 * R_{m,t-4} + \varepsilon_t \quad (3.9.)$$

In Equation 3.9, market performance is represented by the CCI30 index and the return residual in month t is modeled as a function of the coin market's overall performance during past four months. The results of this analysis may provide hints for coin issuers for identifying the best time for ICOs (market timing). If hot and cold markets exist, it is likely that hot markets will follow periods of high market returns and cold markets will follow periods of low market returns. As a result, the values of β_1 , β_2 , β_3 and β_4 are expected to be positive.

3.2.2.3 Run Tests

Simon and Freund (1997) define the run test as a method that helps to determine the randomness of a sample based on the order of observation. A “run” is an order of the same letters or symbols. For example, if we would like to find healthy (H) and diseased (D) runs in

the following example, we should count the order of the same letter series:

HHH DD HH

Based on the definition of a run above, the number of runs in this series is 3 since there are three times Hs and Ds repeat in a row.

The total number of runs could be an indicator of the randomness of a series. If the number of runs is limited, the series could be non-random. The number of runs needs to be tested for statistical significance according to the definitions given below (Simon and Freund, 1997):

For an independent Bernoulli series, the expected number of runs, $E(U)$, and the variance of the number of observed runs, $V(U)$, are given by (Ibbotson & Jaffe, 1975):

$$E(U) = \frac{1}{2}M + 1 \text{ and} \quad (3.10.)$$

$$V(U) = \frac{\frac{M}{2} * (\frac{M}{2} - 1)}{M - 1} \quad (3.11.)$$

M = # of observations in the sample

U = # of runs observed in the sample

The results of the run tests will provide additional evidence to confirm the correlation analysis results. We conduct runs tests for hot and cold months for examining the nonparametric dependency of the residual series calculated above.

CHAPTER 4

EMPIRICAL RESULTS AND DISCUSSIONS

4.1 Hot and Cold Months

As explained in the methodology section, if a given month's first-month residual return is higher than the first-month residual median, we classify that month as a hot month; other months are classified as a cold month. Figure 4.1 presents the number of ICOs, the average first-month residuals and the median first-month residual for the sample period. In accordance with the definition above, the months for which the $\bar{e}_{1,t}$ is above the line representing the median are hot months and the months for which the $\bar{e}_{1,t}$ is below the median line are cold months. According to Figure 4.1, there are 23 hot and 23 cold months during the sample period.

4.2 Analysis of New Coin Premiums

In this section, we calculate the first twelve month lagged correlations for residuals $\bar{e}_{1,t}$, $\bar{e}_{2,t}$, $\bar{e}_{d1,t}$ and the number issued coins between January 2015 and March 2019. Table 4.1 presents these correlations. As explained in the methodology section, the correlations provide evidence of dependency in the series. We first analyze the lagged series of the number of issued coins.

As seen in Table 4.1, no significant dependence is detected in any series, except the number of issued coins. There is evidence of serial dependency in the past four months immediately preceding the ICO.

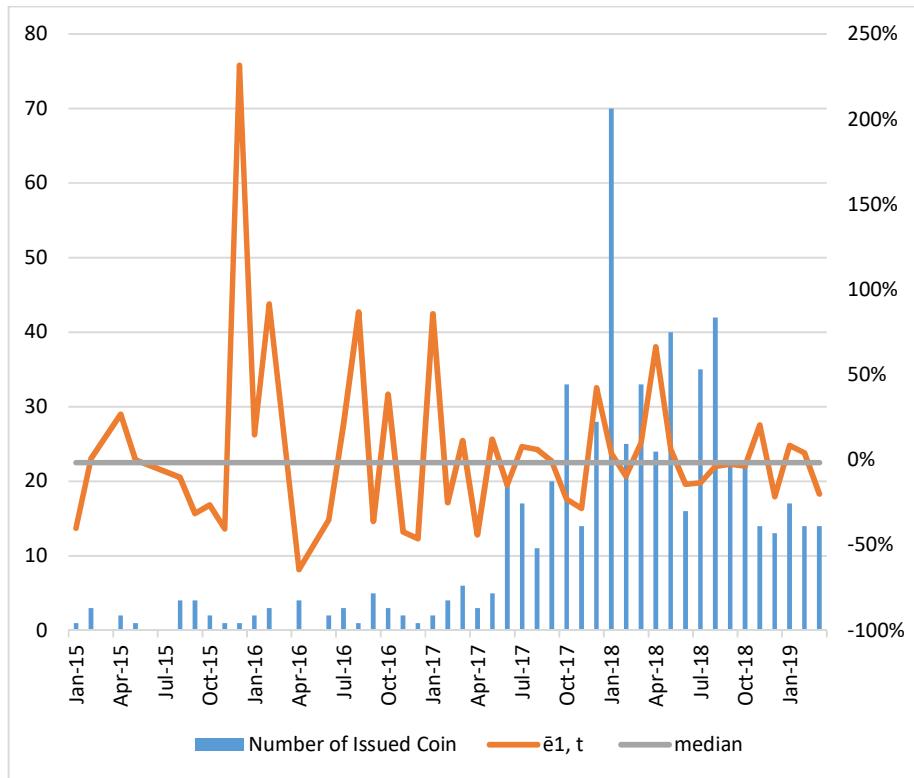


Figure 4.1 Average First Month's Residuals, Number of Offerings from January 2015 to March 2019

The average correlation is 0.63 with a minimum of 0.61 and a maximum of 0.67. The dependency decreases somewhat beyond the 4th month and is negligible for the 8th and longer lags. These correlations imply that the number of issued coins in a given month is somewhat dependent on the ICO activity during the recent months.

For the average residual series, no apparent pattern of dependency is observed. This could be due to the few number of ICOs that took place between January 2015 and December 2016. The monthly average of the number of coins issued between January 2015 and December 2016 is 1.875, while the same average is 20.89 between January 2017 and March 2019. Keeping this change in the

frequency of ICOs during the sample period, the lagged correlation analyses are repeated between January 2017 and March 2019 and the results are shown in Table 4.2 When we examine the correlation coefficients for the number of issued coins, the first four-month dependency is lower compared to the correlations presented in Table 4.1. However, the dependency is still present. The interesting issue in this case is the negative correlations observed for lags between 8 and 12 which are not present in Table 4.1. The negative correlations seem to be due to the decreasing trend in the number of issued coins observed since the second half of 2018. Similar to Table 4.1, no significant serial dependency is observed for the average residual series. These observations imply that the residual return that is generated during an ICO is not dependent on the residuals from the preceding ICOs. However, the frequency of new coins being brought to the market does depend on the level of similar activity in the market during the preceding months.

As the next step in the analysis, we conduct run tests for the number of issued coins as well as all the residual series. The run tests are repeated by using data for all months first, then for only odd months and then for every third month. The results of the run tests are shown in Table 4.3. The run tests look for “runs” of hot or cold months during the sample period. In other words, if hot months follow hot months and cold months follow cold months, then the run test results should be significant. In Table 4.3, the difference between the expected number of runs and the actual number of runs is tested by using the t-test. If the actual number of runs is significantly larger or smaller than the expected number of runs, this would suggest that some level of dependency exists in the series. As can be seen in the last column of

Table 4.1 Serial Lagged Correlations for Average Residuals and Number of Issued Coins between January 2015 and March 2019

This table shows serial correlation coefficients for the number of issued coins and average residuals for $\bar{e}_{1,t}$, $\bar{e}_{2,t}$ and $\bar{e}_{d1,t}$ with lags 1 to 12. Serial correlation of related series are calculated with Excel, and standard deviation for these serials is taken as $\frac{1}{\sqrt{\text{sample size}}}$ (Ibbotson & Jaffe, 1975)

Lag	Number of Issued Coins	$\bar{e}_{1,t}$	$\bar{e}_{d1,t}$	$\bar{e}_{2,t}$
Lag1	0.64	-0.17	-0.59	0.12
Lag2	0.61	0.04	0.25	-0.13
Lag3	0.67	-0.31	-0.26	-0.10
Lag4	0.61	-0.07	0.05	-0.11
Lag5	0.45	0.07	-0.04	-0.06
Lag6	0.48	0.29	0.25	-0.07
Lag7	0.54	-0.08	-0.12	-0.14
Lag8	0.30	-0.17	-0.03	-0.09
Lag9	0.25	-0.10	0.07	0.28
Lag10	0.22	-0.26	-0.35	-0.04
Lag11	0.13	0.52	0.62	0.04
Lag12	0.07	-0.20	-0.40	0.06
σ	0.15	0.15	0.15	0.15

Table 4.2 Serial Lagged Correlations for Average Residuals and Number of Issued Coins between January 2017 and March 2019

This table shows serial correlation coefficients for the number of issued coins and average residuals for $\bar{e}_{1,t}$, $\bar{e}_{2,t}$ and $\bar{e}_{d1,t}$ with lags 1 to 12. Serial correlation of related series are calculated with Excel, and standard deviation for these serials is taken as $\frac{1}{\sqrt{\text{sample size}}}$ (Ibbotson & Jaffe, 1975)

Lag	Number of Issued Coins	$\bar{e}_{1,t}$	$\bar{e}_{d1,t}$	$\bar{e}_{2,t}$
Lag1	0.38	-0.23	-0.67	0.01
Lag2	0.32	-0.02	0.24	-0.05
Lag3	0.40	-0.30	-0.41	-0.26
Lag4	0.27	0.25	0.51	0.35
Lag5	-0.09	-0.22	-0.28	-0.14
Lag6	0.03	-0.14	-0.07	-0.11
Lag7	0.16	0.20	0.27	-0.30
Lag8	-0.32	-0.11	-0.19	0.12
Lag9	-0.36	0.00	0.13	-0.09
Lag10	-0.33	-0.29	-0.32	-0.21
Lag11	-0.49	0.22	0.60	0.18
Lag12	-0.52	-0.40	-0.54	0.25
σ	0.19	0.19	0.20	0.19

Table 4.3 Run Tests Results

	Type of series	Number of Observations	Expected Number of Runs	Actual Number of Runs	t-Statistic
32	First Month Series	Using all observations	46.00	24.00	25.00
		Using only odd observations	23.00	12.50	14.00
		Using every third observation	15.00	8.50	11.00
	First Month Differenced Series	Using all observations	45.00	23.50	28.00
		Using only odd observations	22.00	12.00	12.00
		Using every third observation	15.00	8.50	9.00
	Second Month Series	Using all observations	46.00	24.00	-0.60
		Using only odd observations	23.00	12.50	13.00
		Using every third observation	15.00	8.50	10.00

Table 4.4 Run Tests by Length Results

Length	Approximate Expected Number of Runs	Actual Number of Runs		
		First Month Series	First Month Differenced Series	Second Month Differenced Series
33	≥1	23.00	25.00	28.00
	≥2	11.50	12.00	11.00
	≥3	5.75	6.00	4.00
	≥4	2.88	2.00	1.00
	≥5	1.44	1.00	1.00
	≥6	0.72	0.00	0.00

the table, none of the t statistics are significant, implying that no autocorrelation is detected. This result is consistent with the correlation analyses presented above. Although hot and cold months are observed during the sample period, it is not possible to say that the probability of observing a hot (cold) month right after a hot (cold) month is larger than 50%.

Table 4.4 presents additional run tests where different run lengths are calculated on an expected and actual basis for the series under analysis. Consistent with the results in Table 4.3, for all series, the actual number of runs is very close to the expected number of runs for different run lengths, implying that no autocorrelation exists in the series.

4.3 Relationship between New ICO Premium and After-Market Performance

In order to analyze this issue, we conduct a regression analysis and model $\bar{e}_{1,t}$ as a function of $\bar{e}_{2,t}$:

$$\bar{e}_{2,t} = 0.215 + 0.23 * \bar{e}_{1,t} \quad (4.1)$$

Table 4.5 Summary Regression Output -
New ICO Premium – Aftermarket Performance

Regression Statistics	Value	
Multiple R	0.11	
R Square	0.01	
Adjusted R Square	-0.01	
Standard Error	1.04	
Observations	46.00	
	Coefficients	P-values
Intercept	0.21	0.17
$\bar{e}_{1,t}$	0.23	0.47

As can be seen in the output, there is significant relationship between the ICO premium and the aftermarket performance of the coin during the second month following the ICO. Accordingly, the explanatory power of the model is almost equal to zero.

4.4 Relationship between New Coin Premium and the Number of ICOs

In this section, we examine the relationship between the number of ICOs and the new ICO premium by modeling the number of ICOs as a function of the past four months' ICO premiums:

$$N_t = 14.9 - 0.18 \bar{e}_{1,t-1} - 4.18 \bar{e}_{1,t-2} - 3.26 \bar{e}_{1,t-3} - 2 \bar{e}_{1,t-4} \quad (4.2.)$$

Table 4.6 Summary Regression Output - Number of ICOs – New Coin Premium

Regression Statistics	Value
Multiple R	0.17
R Square	0.03
Adjusted R Square	-0.07
Standard Error	15.28
Observations	42.00
Coefficients	P-values
Intercept	14.90
$\bar{e}_{1,t-1}$	0.97
$\bar{e}_{1,t-2}$	0.40
$\bar{e}_{1,t-3}$	0.51
$\bar{e}_{1,t-4}$	0.69

As can be seen in the output, the number of ICOs in a given month have no significant relationship with the residual returns generated by the ICOs that took place in the preceding four months.

4.5 Relationship between Past Market Performance and New ICO Premium

Ibbotson and Jaffe (1975) argue that since underwriters of IPO stocks use past industry P/E ratios to determine the IPO offer prices, this calculation method could lead to underpriced offers during increasing market index periods. In order to see if such a bias exists in the ICO market, we estimate the following regression equation where the new ICO premium ($\bar{e}_{1,t}$) is modeled as a function of the past market performance represented by the CCI30 index:

$$\bar{e}_{1,t} = 0.05 + 0.03 R_{m,t-1} + 0.06 R_{m,t-2} - 0.19 R_{m,t-3} + 0.17 R_{m,t-4} \quad (4.3)$$

As mentioned in the methodology section, we expect to observe positive coefficients for the independent variables. However, none of the coefficients is significant. This implies that the residual return generated in an ICO does not have a relationship with the past market performance. In other words, even if the overall crypto coin market is performing well, this is no guarantee that the next ICO will generate high returns in such an environment. The return performance of ICOs do not seem to be affected from market-wide factors.

Table 4.7 Summary Regression Output - New ICO Premium – Past Market Performance

Regression Statistics	Value
Multiple R	0.15
R Square	0.02
Adjusted R Square	-0.08
Standard Error	0.53
Observations	42.00
Coefficients	P-values
Intercept	0.05
$R_{m,t-1}$	0.03
$R_{m,t-2}$	0.06
$R_{m,t-3}$	-0.19
$R_{m,t-4}$	0.17

CHAPTER 5

CONCLUSION

In this study, we investigate the hot market phenomena for initial coin offerings by adopting the methodology presented in Ibbotson and Jaffe 1975 study on the same issue for the IPO market.

Our sample includes 759 ICOs that were conducted during the 46 months between January 2015 and March 2019. The results of our analyses show that the median first-month residual return is -1.58% (the average is 4.36%). We determine the hot and cold markets according to the median return performance calculated based on each ICOs residual return over and above the market during the ICO month. During the sample period, there are 23 hot months where the ICO premium is above the median and 23 cold months where the ICO premium is below the median.

In addition to the ICO first-month return residuals, we also obtain series of aftermarket performance by calculating the ICO excess returns during the second month following the ICO.

One of the main issues addressed in the thesis is the possible existence of serial dependency between the returns generated as well as the number of ICOs observed. Serial dependency is first tested by calculating correlation coefficients between the ICO month's residual returns (number of ICOs) and the same returns (number of ICOs) observed up to 12 monthly lags. The return series exhibit no correlation in any of the lags. The number of ICOs, on the other hand, seem to be positively correlated with the ICO activity observed during

the past four months. This result implies that increased ICO activity encourages coin issuers to bring new coins to the market. Interestingly, coin issuers do not seem to consider returns generated in past ICOs as an important factor in their decision to issue new coins.

The serial dependency in the series is tested again by conducting run tests. The run tests confirm the results of the correlation analysis by implying no serial correlation in any of the series.

We also estimate several regression models to further analyze the first-month ICO returns and the number of ICOs. The simple regression model on the relationship between new ICO premium and after-market performance shows that there is no statistical relationship between the new ICO premium and aftermarket performance. Also, we did not observe any statistical significance on the regression analysis for the relationship between the number of ICOs and the new ICO premiums. Lastly, our model on the relationship between past market performance and new ICO premium does not provide any statistical significance either.

The lack of any statistical significance in our regression models is possibly due to the fact that crypto coins are a brand new funding method and the market is still in its infancy stages despite large volume of transactions. Moreover, there are no regulations directly governing the activities in the crypto currency markets. Therefore, our insignificant results may be linked to the vulnerability of the market to manipulation as well.

As mentioned before, ICO is a relatively new method in the financial world. Being a new phenomenon results in some problems for analyses. One of these problems is the lack of data. As we illustrated in Figure 4.1, the number of ICOs is limited for some

periods, especially for the months between January 2015 and May 2017. For this reason, different results may be obtained from this study if our analyses would be repeated in the future.

In addition to these, one of the crucial issues of crypto coins, the lack of regulations, can be solved if the world governments can find a consensus on how to regulate the crypto coin markets. With proper legislation, the manipulation problem can be mitigated and the volatility of the crypto coin prices can be stabilized to a certain degree. Consequently, our analyses may provide different results in the future.

REFERENCES

- Adhami, S. & Giudici, G. & Marinazzi, S. (2018). Why do businesses go crypto? An empirical analysis of Initial Coin Offerings. *Journal of Economics & Business*, 100(C), 64-75. doi: 10.1016/j.jeconbus.2018.04.001
- Ahamad, S.S & Nair, N. & Varghese, B. (2013). A survey on Crypto Currencies. *Association of Computer Electronics and Electrical Engineers*, p. (42-48), doi: 02. AETACS.2013.4.131
- Amsden, R. & Schweizer, D. (2018). Are Blockchain Crowdsales the New “Gold Rush”? Success Determinants of Initial Coin Offerings.
- Brailsford, T. & Heaney, R. & Powell, J. & Shi, J. (2000) Hot and Cold IPO Markets: Identification Using a Regime Switching Model. *Multinational Finance Journal*, 4(1&2), 35-68.
- Carter, R. & Manaster, S. (1990), “Initial Public Offerings and Underwriter Reputation”, *The Journal of Finance*, 45(4), 1045-1067.
- Catalini, C., & Gans, J. S. (2018). Initial coin offerings and the value of crypto tokens (No. w24418). National Bureau of Economic Research. doi: 10.3386/w24418
- CoinMarketCap. Crypto-Currency Market Capitalizations. <https://coinmarketcap.com> (12 May 2019).
- CCI30. Crypto Currency Index 30. <https://cci30.com/> (6 October 2019).
- Helwege, J. & Liang, N. (2004). Initial Public Offerings in Hot and Cold Markets. *Journal of Financial and Quantitative Analysis*, 39(3), 541-569.

Hileman, G., & Rauchs, M. (2017). Global cryptocurrency benchmarking study. Cambridge Centre for Alternative Finance, 33.

Ibbotson, R.G. & Jaffe, J.F. (1975). "Hot Issue" Markets. *The Journal of Finance*, 30 (4), 1027-1042. doi: 10.1111/j.1540-6261.1975.tb01019.x

Ljungqvist, A. & Nanda, V. & Singh, R. (2006), Hot Markets, Investor Sentiment, and IPO Pricing, *The Journal of Business*, 79(4), 1667-1702

Momtaz, P. P. (2018). Initial Coin Offering. doi:org/10.2139/ssrn.3166709

Nakamoto, S. (2008). Bitcoin: A peer-to-peer electronic cash system. Retrieved from: <http://www.bitcoin.org>

PricewaterhouseCoopers. (2017). Road Map for an IPO: A guide to going public.

Ritter, J. R. (1984). The "Hot Issue" Market of 1980. *The Journal of Business*, 57 (2), 215-240. dx.doi.org/10.1086/296260

Saraswat, S. & Chauhan, V.S. & Faudjar, N. (2017). Analysis on Crypto-Currency. *International Journal of Latest Trends in Engineering and Technology*, 9(1), 185-189. doi: <http://dx.doi.org/10.21172/1.91.28>

Simon, G. A., & Freund, J. F. (1997). *Modern elementary statistics*. Prentice-Hall International.

Solove, D. J. (2008). Understanding privacy (Vol. 173). Cambridge, MA: Harvard University Press. doi: 10.1145/3097286.3097305

Turanlı, M., & Güriş, S. (2005). *Temel istatistik*. Der Yayıncıları.

Üzer, B. (2017). *Sanal para birimleri*. Türkiye Cumhuriyet Merkez Bankası Ödeme Sistemleri Genel Müdürlüğü Uzman Yeterlilik Tezi. Ankara.

Yadav, M. (2017). Exploring signals for investing in an Initial Coin Offering (ICO). doi: <http://dx.doi.org/10.2139/ssrn.3037106>

Zhang, F. (2012). Information precision and IPO pricing. *Journal of Corporate Finance*, 18 (2), 331-348. doi: <https://doi.org/10.1016/j.jcorpfin.2012.01.003>

APPENDICES

A: NUMBER OF ICOS AND AVERAGES OF $\bar{e}_{1,t}$, $\bar{e}_{2,t}$ AND $\bar{e}_{d1,t}$

Table A.1 Historical Averages for $\bar{e}_{1,j,t}$, $\bar{e}_{2,j,t}$, and $\bar{e}_{d1,j,t}$

t	Date	Number of issued coins	$\bar{e}_{1,t}$ (%)	$\bar{e}_{2,t}$ (%)	$\bar{e}_{d1,t}$ (%)
1	Jan-15	1	-40	34	N/A
2	Feb-15	3	1	8	41
3	Mar-15	2	27	0	26
4	Apr-15	1	0	-19	-27
5	Jul-15	4	-10	-26	-10
6	Aug-15	4	-31	-24	-21
7	Sep-15	2	-26	-9	5
8	Oct-15	1	-40	16	-14
9	Nov-15	1	232	74	272
10	Dec-15	2	15	610	-217
11	Jan-16	3	91	81	76
12	Mar-16	4	-64	-35	-156
13	May-16	2	-35	-34	29
14	Jun-16	3	21	-34	56
15	Jul-16	1	87	35	65
16	Aug-16	5	-36	32	-123
17	Sep-16	3	39	-62	75
18	Oct-16	2	-42	-55	-81
19	Nov-16	1	-46	234	-4
20	Dec-16	2	86	-22	132
21	Jan-17	4	-25	-48	-111
22	Feb-17	6	11	43	36
23	Mar-17	3	-44	-46	-55
24	Apr-17	5	12	18	56
25	May-17	20	-15	-12	-27

Table A.1 (Cont'd) Historical Averages for $\bar{e}_{1,j,t}$, $\bar{e}_{2,j,t}$, and $\bar{e}_{d1,j,t}$

t	Date	Number of issued coins	$\bar{e}_{1,t}(\%)$	$\bar{e}_{2,t}(\%)$	$\bar{e}_{d1,t}(\%)$
26	Jun-17	17	8	68	23
27	Jul-17	11	6	-29	-2
28	Aug-17	20	-1	-3	-7
29	Sep-17	33	-23	5	-22
30	Oct-17	14	-28	149	-5
31	Nov-17	28	42	62	71
32	Dec-17	70	4	-18	-38
33	Jan-18	25	-9	-5	-13
34	Feb-18	33	10	34	19
35	Mar-18	24	66	1	57
36	Apr-18	40	6	-11	-60
37	May-18	16	-14	-12	-20
38	Jun-18	35	-13	-12	1
39	Jul-18	42	-4	22	10
40	Aug-18	22	-2	6	1
41	Sep-18	22	-4	32	-1
42	Oct-18	14	21	29	24
43	Nov-18	13	-22	2	-42
44	Dec-18	17	9	-21	30
45	Jan-19	14	4	14	-4
46	Feb-19	14	-20	-38	-24

B: LIST OF THE CRYPTO COINS THAT ARE USED IN THE ANALYSES

Table A.2 List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
Ethereum	Aeternity	Revain
Cardano	Aurora	Decentraland
TRON	Siacoin	NEXT
Bitcoin SV	Huobi Token	Zcoin
IOTA	Insight Chain	HyperCash
Tezos	Enjin Coin	Elastos
Cosmos	Steem	WaykiChain
Ethereum Classic	Bytom	Loom Network
NEO	Factom	NULS
Ontology	ThoreCoin	Loopring
NEM	Qubitica	Bread
Basic Attenti...	Cryptonex	MOAC
Zcash	Mixin	Particl
Bitcoin Gold	Dai	ODEM
Crypto.com Chain	Stratis	Nexo
VeChain	Horizen	Wanchain
USD Coin	Status	Bancor
Decred	VestChain	STASIS EURS
TrueUSD	THETA	Energi
Qtum	DigixDAO	Polymath
Chainlink	TrueChain	Kin
Augur	Golem	Kyber Network
Nano	GXChain	FunFair
Lisk	Aion	LATOKEN
Paxos Standar...	Project Pai	Obyte
Ravencoin	WAX	PIVX
0x	Maximine Coin	Buggyra Coin ...
ICON	aelf	ProximaX
IOST	Ark	TomoChain
ABBC Coin	Arcblock	IoTeX
BitTorrent	Populous	EDUCare

Table A.2 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
Zilliqa	Santiment Net...	Gemini Dollar
Pundi X	Metaverse ETP	Storj
Komodo	Dent	Enigma
Ecoreal Estate	Dropil	Storm
Bibox Token	INO COIN	Spectrecoin
RIF Token	TokenClub	Cosmo Coin
Lambda	SingularityNET	BHPCoin
Linkey	Quant	Fantom
Centrality	MediBloc [ERC20]	HYCON
Veritaseum	S4FE	PressOne
Mainframe	Gnosis	Everex
Spectre.ai Di...	TokenPay	Numeraire
CyberMiles	Wagerr	Request
CRYPTO20	Davinci Coin	SCRL
Cred	Grin	BitCapitalVendor
TenX	Hyperion	Quantum Resis...
REPO	Metal	Everipedia
Fusion	Neblio	SmartCash
Gas	DAPS Token	BitKan
#MetaHash	Eidoo	Own
Apollo Currency	Nexus	XYO
Ionomi	Tael	TTC Protocol
QuarkChain	RChain	GoChain
BnkToTheFuture	Odyssey	Quantstamp
ILCoin	Skycoin	STEM CELL COIN
Theta Fuel	Ether Zero	Ripio Credit ...
Aragon	NKN	BTU Protocol
Civic	High Performa...	Clipper Coin
Dragonchain	Ren	PLATINCOIN
Lightning Bit...	Digitex Futures	Endor Protocol
Cortex	Moeda Loyalty...	Po.et
UTRUST	TOP	OST
Metadium	OneRoot Network	LINA
Cindicator	Aergo	SmartMesh
Robotina	Ankr Network	APIS

Table A.2 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
SaluS	Cryptaur	Traceability ...
Noah Coin	CPChain	Spectre.ai Ut...
Humanscape	ZelCash	Skrumble Network
PumaPay	WePower	Snetwork
Crypterium	AMO Coin	Sentinel
Cube	Ink	Noku
CyberVein	Nimiq	ZPER
PlayChip	Universa	Kambria
Bit-Z Token	BOScoin	CVCoin
Time New Bank	Beetle Coin	Hiveterminal ...
Ruff	IPChain	Change
MediShares	PayPie	Flash
Safelnsure	Fortuna	Blackmoon
VITE	Aencoin	AMLT
OAX	Blox	LIFE
Asch	MassGrid	NANJCOIN
Bezant	SwissBorg	Haven Protocol
Egretia	QunQun	YEE
CWV Chain	YOYOW	Quanta Utilit...
IHT Real Esta...	Etherparty	LTO Network
Moss Coin	Divi	CoinPoker
Tripio	CommerceBlock	Eden
Stakenet	SunContract	ICE ROCK mining
BLOCKv	Genaro Network	Vexanium
SIRIN LABS Token	TurtleCoin	PIBBLE
Credits	Ambrosus	Xaurum
Streamr DATACoin	Dock	Footballcoin
FOAM	Bitcoin Green	ION
Nucleus Vision	Mobius	LocalCoinSwap
ParkinGo	QChi	DomRaider
BridgeCoin	AirSwap	TrueFlip
LockTrip	SIX	FNKOS
Metronome	Measurable Da...	Liquidity Net...
Propy	Shift	Peculium
Bluzelle	Zebi	FintruX Network

Table A.2 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
Substratum	ContentBox	AI Doctor
OriginTrail	MARK.SPACE	Medicalchain
Kcash	Machine Xchan...	Plus-Coin
THEKEY	Mercury	SpankChain
OVCODE	HTMLCOIN	SophiaTX
SONM	Bottos	ADAMANT
Red Pulse Pho...	LoyalCoin	DIMCOIN
Melon	Wings	Consensus
Tokenomy	Cashbery Coin	Soarcoin
Safe Exchange...	Wowbit	aXpire
SDChain	Penta	Howdoo
Insolar	SpaceChain	Observer
DATA	MIR COIN	Cobinhood
DEX	Zeepin	Moneytoken
ZClassic	Litex	STK
DxChain Token	adToken	Phantasma
SALT	ATN	Lisk Machine ...
DMarket	Primas	Dynamic
LGO Exchange	WeShow Token	Oxycoin
IoT Chain	Blockport	Halo Platform
Selfkey	ONOToken	Constellation
Fetch	Bean Cash	Internxt
DeepBrain Chain	Ulord	ugChain
NIX	AIDUS TOKEN	Winding Tree
Scry.info	Radium	BANKEX
LEOcoin	Nasdacoin	GINcoin
Loki	Wibson	Switcheo
PRIZM	Callisto Network	Decision Token
Blue Whale EX...	Olympus Labs	Vanta Network
smARTOFGIVING	COSS	ZMINE
MediBloc [QRC20]	nOS	XEL
Steem Dollars	GET Protocol	Insights Network
FirstBlood	Digix Gold Token	RightMesh
Lympo	Optimal Shelf...	HorusPay
Celer Network	Gifto	Linda

Table A.2 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
BitNewChain	Omnitude	LUXCoin
Pillar	Hxro	Hi Mutual Soc...
Litecoin Cash	TEMCO	Zap
Everus	ChatCoin	HashCoin
Content Value...	Peerplays	Rate3
Fiii	Unikoin Gold	ALIS
All Sports	PolySwarm	Datum
Vitae	BaaSid	BitDice
Primalbase Token	Hydro Protocol	Nework
QLC Chain	Business Cred...	YGGDRASH
BOX Token	Sentinel Prot...	Eligma Token
Viberate	Covesting	Cardstack
DAOstack	Hashgard	Chronobank
Tierion	Bitcoin Atom	XinFin Network
Synthetix Net...	Brickblock	Plair
Aeon	Rotharium	Wixlar
Waves Communi...	Bloom	Rise
Jibrel Network	MVL	Vipstar Coin
DecentBet	Lamden	Mysterium
MobileGo	CrypticCoin	ATC Coin
Game.com	PlayCoin [ERC20]	RevolutionVR
Restart Energ...	LinkEye	SIBCoin
Aeron	FansTime	Open Platform
CoinUs	Apex	Semux
Paragon	carVertical	Blockparty (B...
COVA	XMax	The Abyss
Refereum	Global Social...	Matchpool
Zipper	Gene Source C...	VegaWallet Token
Content Neutr...	Ormeus Coin	Nebula AI
LBRY Credits	Zen Protocol	win.win
STACS	Darico Ecosys...	Carboneum [C8...
PACcoin	Rublix	Trinity Netwo...
Trade Token X	Delphy	PAL Network

Table A.2 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Used in the Analyses

Crypto Coin Name		
POA Network	Lendingblock	Datawallet
Internet Node...	GridCoin	Digital Asset...
Amoveo	SPINDEL	NeuroChain
Hydro	VINchain	Breezecoin
CanonChain	TE-FOOD	ValueCyberToken
TaaS	Maecenas	BitCrystals
Sphere	BABB	ToaCoin
Monetha	DADI	Storiqa
StableUSD	EveryCoin	Sharder
BitTube	AidCoin	Tolar
Polis	Adshares	NoLimitCoin
Ternio	U Network	RealTract
Online	ColossusXT	CargoX
Swarm	Unibright	Bitcoin Interest
eosDAC	0Chain	X-CASH
PTON	Remme	Friendz
EvenCoin	Credo	SelfSell
Seele	BitMart Token	Fountain
Loopring [NEO]	Morpheus Labs	GeoCoin
Travalala.com	Dignity	StarCoin
PCHAIN	Smartshare	ShipChain
MktCoin	Insureum	EchoLink
Expanse	DaTa eXchange	Qbao
eSDChain	Next.exchange	HyperSpace
Telcoin	Airbloc	Ubex
Matrix AI Net...	Paypex	Spendcoin
Nectar	Beam	NAGA
SwftCoin	Ultiledger	Neurotoken
BlockMason Cr...	Kleros	AppCoins
DAEX	Agrello	Flowchain
Pepe Cash	NaPoleonX	Hacken
Opacity	UpToken	Dero
FuzeX	HalalChain	Neumark
SingularDTV	Playgroundz	Humaniq
Messe...		

**C: LIST OF THE CRYPTO COINS THAT ARE EXCLUDED
FROM THE ANALYSES**

Table A.3 List of the Crypto Coins that are Excluded from the Analyses

Crypto Coin Name		
Bitcoin	Viacoin	MultiVAC
XRP	Ignis	I/O Coin
Bitcoin Cash	Bitcore	GoldCoin
Litecoin	Achain	Caspian
EOS	FLO	bitUSD
Binance Coin	Dentacoin	Cajutel
Tether	Genesis Vision	Counterparty
Stellar	Raiden Networ...	CloakCoin
Monero	Blocknet	Dimecoin
Dash	Contents Prot...	NeoWorld Cash
Maker	Boolberry	HempCoin
Dogecoin	EDC Blockchain	Phore
Waves	NavCoin	Myriad
OmiseGO	Ethos	VeriCoin
Bytecoin	Peercoin	Graft
Bitcoin Diamond	Matic Network	PotCoin
Holo	Ubiq	KickCoin
BitShares	B2BX	Global Crypto...
DigiByte	DigitalNote	Diamond
Verge	Edgeless	Curecoin
KuCoin Shares	VIBE	Nexty
Waltonchain	bitCNY	Crown
Crypto.com	AdEx	Mooncoin
MaidSafeCoin	ZrCoin	Veil
Ardor	Gulden	HYPNOXYS
MonaCoin	district0x	SolarCoin
Japan Content...	Emercoin	SafeCoin
ReddCoin	BitBay	Pandacoin
Orbs	ETHLend	Scopuly
Clams	Pascal Coin	MonetaryUnit
iExec RLC	Presearch	Zeusshield

Table A.3 (Cont'd) List of the Crypto Coins that are Excluded from the Analyses

Crypto Coin Name		
Newton	Incent	EncrypGen
QASH	Namecoin	Lition
Power Ledger	BlackCoin	Privatix
Electroneum	GameCredits	Rapids
SOLVE	AgaveCoin	Experience Po...
UGAS	Primecoin	FarmaTrust
CasinoCoin	Grid+	Eterbase Coin
Nxt	Esportbits	MintCoin
Unobtanium	1irstcoin	NewYorkCoin
Syscoin	DeepOnion	DNotes
Groestlcoin	doc.com Token	BitSend
Einsteinium	BOLT	V-ID
Vertcoin	Electra	Novacoin
Mithril	Stealth	Unification
Smartlands	Feathercoin	Espers
Bitcoiin	Morpheus.Network	EXRNchain
WhiteCoin	DECENT	Sentivate
Dynamic Tradi...	Lunyr	TokenCard
Nebulas	Burst	Kore

D: TÜRKÇE ÖZET / TURKISH SUMMARY

GİRİŞ

Günümüz para birimleri, yıllar içinde çeşitli sebeplerle fonksiyonlarını kaybetmiştir. İktidarların kötü yönetimlerinden kaynaklanan para savaşları, sınırlı banknot arzı ve gelişen teknolojik koşullara uyum sağlayamamaları bu durumun başlıca sebepleridir. Para birimlerindeki bu fonksiyon kayıpları, özellikle 2008-2013 küresel finansal krizi sırasında, büyük toplumsal tepki ve huzursuzlukla yol açan düzensizliklere neden olmuştur. Mevcut sistemin yetersizliklerini ortadan kaldırmak için piyasa farklı alternatifler aramaktadır. Piyasanın gereksinimlerini karşılamak için, dijital para birimleri ortaya çıkmıştır ve dijital para (DP) birimleri bu süreçte yol kat etmeye çalışmaktadır.(Ahamad, Nair ve Varghese, 2013).

İlk dijital para olan Bitcoin'in kaynak kodu, Satoshi Nakamoto tarafından 2008 yılında "Bitcoin: Bir Eşler Arası Elektronik Nakit Sistemi" adlı bir makale ile yayınlandı. (Nakamoto, 2008). Olağan koşullar, elektronik ödemelerin yalnızca elektronik ticaret işlemleri için yapılmasına izin verir ve bu işlemlerin başlatılması iki tarafın arasındaki karşılıklı güvenine bağlıdır. Ayrıca, her iki taraf da, üçüncü taraf araçları tarafından yapıldığından işlemi reddedebilir. Buna ek olarak, ara maliyetler genel işlem maliyetlerini arttırmakta, tarafların kişisel bilgileri araçlar tarafından toplanmaktadır. Sonuç olarak, tüm bu güven bağımlılığı ve bilgi paylaşımı yükümlülüğü taraflar için rahatsızlık yaratılmaktadır. (Nakamoto, 2008).

Satoshi Nakamoto (2008), taraflar arasında doğrudan bağlantı sağlayan yeni bir yöntem geliştirmiştir. Bu yöntem, geleneksel güvene dayalı işlemlere ve ara maliyetlere olan ihtiyacı ortadan kaldırın bir şifreleme yöntemidir.

Bitcoin ortaya çıktıktan sonra, finansal dünyadaki dijital para birimlerinin yerinin giderek sağlamlaştığı görülmektedir. Coinmarketcap.com' da Nisan 2013 ile Ağustos 2019 arasındaki verilere göre, Bitcoin' in değeri 135.30 dolardan 10,002.91 dolara ve toplam dijital para piyasa değeri ise 1,596,170,359 dolardan 261,868,749,518 dolara yükselmiştir. Ağustos 2019'daki toplam dijital para sayısı 2,475 olup, 20,211 dijital para piyasasında işlem görmektedir. Örneğin, Hileman ve Rauchs (2017) çalışması, beş farklı kıtada ve 38 farklı ülkede işlem gören 150 dijital para birimine ilişkin verileri kullanmaktadır. Sadece bu örnek bile, 2008'de ilk kez bir şifreleme para birimi olan Bitcoin sunduktan sonra dijital para birimlerinin demografik olarak nasıl yaygınlaştığını göstermektedir.

CCI30, dijital para piyasasının genel büyümесini ve fiyat değişkenliğini ölçmeyi amaçlayan bir endekstir. Piyasa değeri üzerinden en büyük 30 DP'yi inceler. CCI30'un Ocak 2017 - Mayıs 2019 arasındaki fiyat değişim grafiği, figure 1.1'de verilmiştir. Grafikte belirtildiği gibi, endeks değeri 2018'in başlarında 20,000 puana ulaşmıştır ancak o tarihten sonra 2,500 puanın altında düşmüştür. Bu verilerden anlaşıldığı gibi CCI30'un oldukça istikrarsız olduğu gözlenmiştir. Buradan, dijital para piyasasında finansal riskin yüksek olabileceğini sonucuna varılabilir, ancak bu kısa vadeli yatırımlarda kısa sürede yüksek getiri olasılığını ortaya çıkarır. Bu kadar büyük bir piyasa bu derece de bir istikrasızlık da dijital para birimlerini ilginç bir araştırma konusu olmasını sağlayan etkenlerdendir.

Gizlilik, her bireyin psikolojik ve sosyolojik olarak ihtiyaç duyduğu en temel haklardan biridir (Solove, 2008). Mevcut finansal sistemde, parasal işlemler bir aracı gerektirir. Buna göre işlemlere ilişkin bilgiler üçüncü şahıslarla paylaşılmaktadır. Nakamoto (2008) tarafından önerilen eşler arası işlem sistemi, aracı kişi ve kurumları kaldırarak bu bilgi paylaşımı gereksinimini ortadan kaldırmaktadır. Üçüncü taraflar, dijital paralarının temel mekanığı nedeniyle işlemlere müdahale edemezler. Bu nedenle, işlemlerle ilgili bilgiler sadece işleme dahil olan taraflar arasında paylaşılmaktadır. Kısacası, dijital paraları, finansal piyasalardaki bireylerin gizlilik ihtiyaçlarını karşılar. Aynı zamanda, DP'lerin sağladığı mahremiyet, hükümet otoritelerinin kara paraya karşı mücadele etmesi ve terörizmin finanse edilmesi açısından önemli zorluklar yaratmaktadır (Üzer, 2017). Dijital para birimlerinin finansal piyasalardaki önemini ve rolünün hızla arttığı, yukarıda anlatılan kısımlarda da görülmektedir. Görüşümüze göre yakın gelecekte dijital para birimleri daha yaygın hale gelecektir. Bu sebeplerden ötürü, dijital para birimleri ve bunların ilk dijital para arzını (İDPA) araştırmaya karar verdik. Çalışmamız, aslen hisse senetlerinin ilk halka arzı (İHA) üzerinde çalışan ‘Sıcak Piyasa’ konusunun İDPA’ya uyarlanması odaklanmıştır.

LİTERATÜR

Literatürde, DP birimleri için çeşitli tanımlar bulunmaktadır. Kısaca, şifreleme yöntemlerini kullanan ve merkez bankalarından bağımsız olan para birimleri olarak tanımlanırlar. Daha spesifik olarak, DP, şifreleme yöntemlerini uygulayan ve çoğunlukla para birimi birimlerinin yaş grubunu kontrol etmek, fon transferini onaylamak ve aynı zamanda bir Merkez Bankası'ndan bağımsız olarak çalışmak amacıyla oluşturulmuş bir para birimidir (Saraswat, Chauhan ve Faudjar, 2017). Bu tanımlamaya ek olarak, belirli bir şifreleme algoritması etrafında oluşturulmuş genel bir anahtar veya benzersiz anahtar çiftleri kullanan fiziksel olarak önceden hesaplanmış dosyalar olarak tanımlanırlar. Benzersiz anahtar, DP'nin sahibine atanır (Ahamad ve diğ., 2013).

DP birimleri, ilk dijital para arzını (İDPA) takiben DP borsalarında alınıp satılır. İDPA'lar, DP'ler için halka arzin yanı sıra, girişimleri finanse etmek için yaratıcı bir mekanizma da sağlamaktadır. Girişimler, İDPA sürecinde satışa yönelik özel DP birimleri sunmaktadır. Bu DP'lerin, dijital platformlarda takas değeri olarak işlem görmesi beklenmektedir. Bu DP satışlarından elde edilen sermaye ise, dijital platformun ilk gelişimi için bir kaynak sağlamaşı hedeflenmektedir (Catalini ve Gans, 2018).

Ayrıca, İDPA, DP'leri kullanarak parasal kaynaklar elde etmeyi amaçlayan ekonomik birimlerin faaliyetleri olarak da tanımlanmaktadır. Bu süreçte, DP'ler para birimi olarak kullanılabilir. DP borsalarında işlem görebilir veya mal ve hizmet alım satımı için kullanılabilir (Adhami, Giudici ve Marinazzi, 2018). Bu tanımlarına dayanarak, İDPA'ların bir iş süreci olduğu söylenebilir ve başarısı ya

da başarısızlığı birçok faktörden etkilenir. Literatürde, İDPA'lar için ana başarı faktörleri şöyle sıralanmaktadır:

1) Likidite

Yüksek İDPA fiyatlarının, DP'lerin satın alınabilirliğini ve likiditesini azaltarak yatırımcı talebini azaltlığına dair kanıtlar vardır (Amsden ve Schweizer, 2018). İDPA'nın likiditesi önemli bir başarı faktörü gibi göründüğünden, DP ihraççıları yüksek talep ve yüksek likidite sağlamak için genellikle İDPA fiyatlarını düşük tutmaktadır (Momtaz,2018).

2) Yerel Piyasadaki Yasal Düzenlemeler

Blockchain teknolojisi için yerel yönetim düzenlemeleri, tipik olarak o pazardaki yatırımcıların talebine dayanarak şekillendirilir. Bu düzenlemeler, DP birimlerinin fiyatını etkiler. Özellikle, eğer bir DP'nin yatırımcılarının çoğunluğu bir ülkede bulunuyorsa, bu DP'ler ilgili ülkenin DP'lere ilişkin düzenlemelerinden etkilenir (Yadav, 2017).

3) Dijital Topluluğun Görüşü

Dijital topluluğun görüşü, blockchain dünyasındaki, İDPA'ının başarısı için en hassas konulardan birisidir. Topluluk katılımı, blok zincir ekosisteminde önemli bir role sahiptir. Topluluk, projeyi, teknolojisi ve beyaz sayfa kalitesi gibi birçok boyutta inceleyebilir. Bu değerlendirmelere dayanarak, yatırımcılar yaklaşan İDPA'lar hakkında çıkarımlar yapabilirler. İDPA'ların nasıl değerlendirileceğine dair bir standartizasyon olmadığı için, bu analizlere dikkatle yaklaşmak ve diğer sinyallerle birlikte kullanmak yararlı olabilir (Yadav,2017).

4) Beyaz Kağıdın İçeriği

Beyaz Kağıt, dijital para projesinin temel özelliklerini tanımlayan ve dijital para projelerinin neredeyse tamamını yayılan bir belgedir. Beyaz kağıt, ilk hisse senetlerinin arzından önce yayınlanan izah name ile aynı amaca hizmet eder. Tipik olarak, beyaz kağıt (i) DP'nin çözmeye önerdiği sorun için rasyonel bir gerekçe sağlama, (ii) proje için somut bir finansal plan, (iii) hedef yatırımcıların ilgisini çekmek için, DP'nin hedefini ve motivasyonunu açıklayan bir proje ve (iv) olası teknik riskleri belirtmesi beklenir (Yadav,2017).

5) Açık kaynak kodu

DP kodunun sağlamlığı, İDPA'nın başarısında önemli bir rol oynar. Kod geliştiricileri tarafından test edilmesine rağmen, hala bir hata olabilir. Açık kaynak kodları, birçok bağımsız geliştirici tarafından test edilir ve bu başarısızlık olasılığını azaltır. Bu nedenle, dijital para topluluğunda, açık kaynak kodlu dijital paraları diğerlerine göre daha fazla güven sağlar. (Adhami ve diğerleri, 2018)

6) Yatırımcıya sağlanan ek faydalalar

DP finansal bir varlık olduğundan, yatırımcılar potansiyel getirileri ile motive olurlar. Bu geri dönüşü sağlamak ve İDPA için başarı olasılığını artırmak için, DP ihraççıları tipik olarak yatırımcılara temettü gibi ek avantajlar sunmaktadır (Adhami ve diğ., 2018).

İlk Halka Arzın Tanımı

İlk halka arz (halka arz) şirketler için bir finansman yöntemidir. Halka arz işlemi yoluyla şirketler, sermaye elde etmek için hisselerini aracı kurumlar aracılığıyla yatırımcılara satarlar. 2017 yılında, PricewaterhouseCoopers [PwC] (2017) tarafından yayımlanan bir yayında İlk Halka Arz aşağıdaki gibi tanımlamaktadır:

Bir şirketin yeni menkul kıymetler sattığı ve tüm geliri ek sermaye şeklinde aldığı bir halka arz, birincil teklif olarak adlandırılır. Şirket sahiplerinin elinde bulunan menkul kıymetlerin satıldığı ve sahiplerinin geliri aldığı menkul kıymet satışına ikincil teklif denir. Halka arzlar neredeyse her zaman birincil tekliflerdir, ancak mevcut sahipler tarafından sahip olunan hisselerin satışını içerebilir. (PwC, 2017).

Bu yayında, şirketlerin halka açılma amaçları aşağıdaki gibi özetlenmiştir:

- Operasyonları genişletmek ve kamu sermaye piyasalarına erişmek için para toplamak.
- Yetenekli çalışanların firmaya olan ilgisini artırmak ve böylece firmaya olan bağlılıklarını artırmak.
- Yatırımcı varlıklarını, hisselerini satarak çeşitlendirmek.
- Ortaklara nakit akışı sağlamak.
- Şirketin itibarını artırmak.

Halka arzın başarısı literatürde genel olarak ilk gün getirisine göre değerlendirilir. İlk halka arzın ilk gününün getirisini etkileyen birçok faktör vardır:

1) Piyasa koşulları

Ljungqvist, Nanda ve Singh (2006), piyasa koşullarının hisse senedi fiyatlarını önemli ölçüde etkilediğini iddia etmiştir. Sonuç olarak, şirketler halka arzlarını sıcak piyasa dönemlerinde, piyasa fiyatları arttıkça, payları için daha iyi fiyatlar elde etmek amacıyla planlamaktadırlar.

2) Kesin bilgi

Zhang (2012), kesin bilgilerin halka arz fiyatları üzerindeki etkisini araştırmıştır. Hem ihraç edenin hem de yatırımcının kirli bilgilere dayanarak halka arz fiyatı üzerinde çıkarımda bulunduğu bir model tasarlamıştır. Bu modele göre, bilgi kalitesi, yatırımcıya satılan hisse sayısını etkiler. Bilgi kalitesi, hisseye olan talebini etkilediğinden, halka arzın ilk günde getirisini de etkilemektedir.

3) Aracı Kurum

Carter ve Manaster (1990) itibarı yüksek olan aracı firmaların itibarlarını korumak için halka arzı düşük fiyatla yapıp, hisseye yüksek talep çekme eğiliminde olduğu iddia etmişlerdir. Yaptıkları ampirik test, iddialarını doğrular niteliktedir. Aracı kurumun itibarı ile fiyat artışı arasındaki negatif bir ilişki olduğunu bulmuşlardır.

Yukarıda belirtildiği gibi, İDPA yeni projeler, işletmeler veya fikirler için bir finansman yöntemidir. Halka arz aynı zamanda firmaların hisselerini satarak fon sağlama yoludur. Bu nedenle, temel olarak İHA ve İDPA ihraççıları, işi için fon yaratma konusunda ortak bir motivasyona sahiptir. Benzer şekilde, hem İDPA hem de İHA

ardından, ihraç edilen hisse senetleri ve dijital paralar borsalarda işlem görmeye başlar. Bununla birlikte, İHA'lar ve İDPA'lar arasında da birçok fark vardır ve bunlar aşağıda listelenmiştir (Ernst & Young [EY] (2018)):

- İDPA piyasasındaki yasal düzenlemeler, İHA piyasası ile karşılaşıldığında oldukça belirsizdir.
- İHA'larda, genellikle iyi bilinen ve itibarlı firmaların hisseleri satılmaktadır. Diğer yandan, İDPA'lar da bir fikri, prototipi veya yeni bir iş fikrini desteklemek için halka arz olabilir.
- Birçok yatırımcı, internet üzerinden mevcut İDPA platformları aracılığıyla İDPA'lara yatırım yapabilir. Bununla birlikte İHA yatırımcıları genellikle kurumsal yatırımcılar olup, halka arz olan hisselere yatırım bankaları aracılığıyla yaparlar.
- İDPA olan DP'ların fiyatlarındaki oynaklık, İHA olan hisselerin fiyatlarındaki oynaklıktan çok daha fazladır.
- İDPA ihraççıları, yatırımcılarını bir beyaz sayfa yayinallyarak bilgilendirir; ancak, bu beyaz sayfa herhangi bir düzenleyici kurum tarafından onaylanmamaktadır. Öte yandan, şirketler İHA'larda halka arzdan önce yasal olarak gerekli bir izah name yaynlamak zorundadır. Ayrıca, İDPA'larda, alım satım diğer DP birimleri ile yapılmaktadır; diğer taraftan İHA işlemleri mevcut para birimleri kullanılarak yapılmaktadır.

İHA' larda Sıcak Ve Soğuk Piyasa Olgusu

Ibbotson ve Jaffe (1975) İHA'lar için ortalama ilk ay performanslarına göre sıcak ve soğuk pazarları tanımlamışlardır.

Belirli bir ayda, İHA performansı olağanüstü derecede yüksekse, bu ayları sıcak ay olarak adlandırmışlardır. Araştırmalarını, Ocak 1960 ile Ekim 1970 arasında ABD hisse senedi piyasalarında gerçekleşen İHA'ları içeren veri setlerine dayanarak yürütmüştür. Ritter (1984), İHA'ların düşük fiyatını incelemek ve sıcak piyasa olusunu açıklamak için Rock'ın modelini kullanmıştır. Çalışmasında, 1960 ve 1982 yılları arasında gerçekleşen bir halka arz veri kümlesi kullanmıştır. Ritter, doğal kaynak şirketleri için sıcak dönemlerde düşük fiyatlama tespit etmiştir. Daha sonra yapılan bir çalışmada, Brailsford, Heaney, Powel ve Shi (2000) 1976 - 1998 yılları arasında ABD halka arz piyasasını incelemiş ve sıcak piyasalarda, halka arz hacminin ve düşük fiyatlamanın normal periyotlara göre daha yüksek olduğuna dair kanıtlar bulmuşlardır. Helwege ve Liang (2004), 1975 - 2000 yılları arasında ABD halka arz halkalarını incelemiştir. Sıcak ve soğuk dönemleri halka arz sayısına bağlı olarak belirlemiştir. Buna ek olarak, bir ayın, İHA sayısı açısından "soğuk ay" olsa bile, sektörde göre incelendiğinde, aynı ayın sıcak ay olarak kategorize edilebileceğini göstermişlerdir. İHA'larda sıcak ve soğuk pazarlarlarındaki orijinal çalışmada, Ibbotson ve Jaffe (1975) İHA'yi takip eden ilk ay boyunca ortalama artık getiriyi hesaplamaktadır. Ardından, bu artık getirilerin medyanını hesaplamışlardır. Belirli bir ayın artıkları medyandan daha yüksekse, bu ay sıcak bir ay olarak adlandırılır. Ek olarak, ikinci ayın artığı ve ortalama ilk ay artık farkını hesaplamışlardır. Bu artık geri dönüşler ve geri dönüş farkları, (i) ilk ay primi ile IPO'nun satış sonrası pazar performansı , (ii) teklif sayısı ile İHA getirişi ve (iii) geçmiş Pazar performansı ile yeni İHA performansı arasındaki ilişkiyi incelemeyi mümkün kılar. Ritter'in 1984 çalışmasının metodolojisi temel olarak Ibbotson ve Jaffe' nin çalışmasına dayanmaktadır. Daha spesifik olarak, Ocak 1960 ile Ekim 1970 arasında, Ritter Ibbotson ve Jaffe

(1975) hesaplamaları kullanır ve Kasım 1970 ile Aralık 1976 arasında, ortalama getirileri hesaplamak için kendi metodolojisini kullanır. Son olarak, 1977'den 1982'ye kadar, Ritter, ortalama getirileri bulmak için basit bir aritmetik ortalama kullanır. Bu ortalama getirilere dayanarak, Ritter sıcak ve soğuk dönemlerde halka arz getirilerini analiz eder. Soğuk pazarlarda 1977'den 1982'ye kadar ortalama %16.3 ve Ocak 1980 ile Mart 1981 arasındaki sıcak pazar döneminde %48.4 ortalama ilk getiri tespit etmiştir. Ritter'in bulgularının çoğu doğal kaynak endüstrileri için geçerlidir. Brailsford, Heaney, Powel ve Shi (2000), halka arz hacmini inceleyerek ve İHA düşük fiyatlandırmalarını inceleyerek ABD halka arz şirketleri için sıcak ve soğuk piyasaların varlığını incelemektedir. Bir Markov rejimi değerlendirme modeli kullanarak, halka arz hacminin ve düşük fiyatlandırmanın sıcak dönemlerde normal sürelerde göre daha yüksek olduğuna dair kanıtlar sunmaktadır. Helwege ve Liang (2004) sıcak ve soğuk pazarlarda halka arz performansı arasındaki farklılıklarını göstermektedir. Analizlerinde, sıcak ve soğuk dönemleri belirlemek için, her ay yeni iş oluşumlarının sayısına göre ölçeklendirilen halka arzların üç aylık ortalama hareketli ortalamasını kullanırlar. İlk olarak, şirketlerin sıcak pazar dönemlerinde belirli bir sektörde orantısız bir şekilde yoğunlaşıp yoğunlaşmadığını ve başlangıç dalgasının veya yeni bir ürünün geliştirilmesinin sıcak pazarı tetikleyip tetiklemediğini test ediyorlar. İkinci olarak, firma özelliklerini inceliyorlar ve sıcak ve soğuk dönemlerde halka arzlarda kalite, bekleneler veya iş türü açısından önemli farklılıklar olup olmadığını sorguluyorlar. Halka arz şirketlerinin özelliklerinin sıcak ve soğuk pazarı etkilemediğine ve sıcak pazarın olumsuz seçim maliyetleri, yönetimsel fırsatçılık veya teknolojik yeniliklerdeki farklılıklardan ziyade yatırımcının iyimserliğinden etkilendiğine dair kanıt buluyorlar. İDPA'lar nispeten yeni bir fenomen

olduğundan, literatürde sınırlı sayıda çalışma vardır. Bu tezde, İDPA'ların sıcak ve soğuk dönemlerini belirlemek için Ibbotson ve Jaffe (1975) metodolojisini kullandık.

Dijital para Geçmiş Fiyatları, Piyasa Değeri ve Piyasa Hacmi

Çalışmamızda, Coin Market Cap (<https://coinmarketcap.com>) adlı web sitesinde bulunan DP ve piyasa verileri kullanılmaktadır. Site DP'lerin, günlük açılış, kapanış, en yüksek ve en düşük fiyat verilerinin yanı sıra; alım satım hacmi ve toplam market değerleri hakkında veri sağlar. 12 Mayıs 2019 itibarıyle, bu sitede 2,169 DP'ye ait veri mevcuttur. Bu DP'leri bir dizi kurala göre filtreledik ve 759 DP' den oluşan bir örneklem ile çalışmamızı yaptık. Bu filtreler aşağıda ayrıntılı olarak açıklanmaktadır. Ayrıca literatürde, Wei (2018) ve Felix ve Eije (2019), coinmarketcap.com'u veri kaynağı olarak kullanmış olan iki çalışmıştır. Wei, piyasa uygulamasına, tek bir DP birçok borsada işlem görebileceğini ve fiyatının birçok farklı para biriminde ifade edilebileceğini belirtti. Sonuç olarak, her iki çalışma da analiz için kullanmadan önce DP fiyatlarını tek bir para birimine dönüştürmenin gerekliliğini vurgulamıştır. Coinmarketcap.com'da, DP'ların, hacim ağırlıklı ortalama fiyatları 9,000'den fazla borsadan toplanmakta ve yayınlanmadan önce USD'ye çevrilmektedir. Bu sayede işlem yaptıkları gerçek para birimi veya döviz kuru ne olursa olsun dijital para fiyatlarına ABD doları cinsinden erişilebiliyor.

Benchmark Dijital Para Endeksi

CCI30 DP para endeksini, DP fiyatlarındaki genel piyasa hareketlerinin bir ölçüsü olarak kullanıyoruz. CCI30, endeksin

hesaplanması, hangi DP seçilmesinde hangi madeni paraların değiştirileceğini belirlerken dört kriter kullanır. Birincisi, borsa yalnızca dijital para birimleri ticareti için bir platform olmalıdır. İkincisi, borsa halka açık olmalı ve işlem hacmini 24 saat olarak bildirmelidir. Üçüncüsü, borsa işlem hacmine bağlı olarak madeni para fiyatlarını belirlemelidir. Son olarak, borsa dolaşımındaki madeni paraların sayısı hakkında veri sağlamalıdır; çünkü bu bilgilerin DP piyasa değeri bakımından sıralamasını belirlemek için gerekmektedir. Bu kriterleri kullanarak, CCI30, yayılmış olduğu endekste düzeltilmiş piyasa değerlerine göre ilk 30 DP seçecek. Endeks, 1 Ocak 2015 tarihinden beri hesaplanmıştır. Ayrıca Felix ve Eije (2019) çalışmasında endeks olarak CCI30 'u kullanmıştır.

İDPA Teklif Fiyatının Belirlenmesi

Tipik bir İDPA'da, DP'nin halka açık bir para borsasında ilk teklifinden önce, DP ihraççısının web sitesinde işlem görmeye başlar. Genellikle, bu İDPA öncesi ticaret, DP talebini ve yatırımcıların DP borsalarında işlem yapmaya başladıklarında ödemek istedikleri fiyat ölçmek için düzenlenir. İhraççı web sitesinde bulunan İDPA öncesi ticaret, hisse senetlerinin halka arzından önce talep oluşturma sürecine benzetilebilir. Veri toplama sürecinin bir parçası olarak, örneğimizdeki 759 para için ortalama İDPA öncesi fiyatını toplamayı denedik. Ancak, bu bilgilere erişmek için madeni paraların çoğu mümkün değildi. İhraç edenin internet sitesinde yayınlanan bir gösterge öncesi İDPA fiyatına sahip olan birkaç DP için, bu fiyatın genellikle www.coinmarketcap.com' da mevcut olan ilk kapanış fiyatına çok yakın ya da aynı olduğu belirlendi. . Sonuç olarak,

coinmarketcap.com ilk kullanılabılır kapanış fiyatını ilk İDPA fiyatı olarak belirledik ve hesaplamalarımızda bu rakamları kullandık.

Dijital Para Seçim Kriterleri

Piyasa Değeri

www.coinmarketcap.com adresinde 12 Mayıs 2019 itibariyle listelenen 2,169 dijital para vardır. Bu madeni paraların piyasa değeri 0 ile 126 milyar ABD Doları arasındaydı., piyasa değeri düşük olan DP'leri çalışmamızdan hariç tutmaya karar verdik. Aslında, başlangıçta, toplam piyasa değerinin ilk % 99'unu temsil edecek olan tüm DP'leri kullanmayı hedefledik. Bu kurala uygun paralar sıraladığımızda, örneklemimizde 354 DP kaldı. Örneklem periyodumuzun her bir ayı boyunca, örneğin ilk 354 madeni paraya baktığımızda, yeterli sayıda İDPA'ya sahip olduğumuzdan emin olmak için, 2015 ve 2016'daki İDPA sayılarının oldukça düşük olduğunu, birkaç ay. Sonuç olarak, toplam piyasa değerinin% 99,74'ünü kapsayan ilk 759 DP'den oluşan bir örneklem kullandık. Bu DP'ler 1 Ocak 2015 ve 12 Mayıs 2019 tarihleri arasında gerçekleşen İDPA'ları temsil eder. Piyasa değeri filtresine ek olarak, bazı DP'lerde örneklemimizden çıkartılmıştır. Kullandığımız madeni paraların örneklemi Ek B'de ve çalışma dışı bırakılan DP'ler Ek C'de verilmiştir.

Erişilebilir Veri

Daha önce de belirtildiği gibi, her bir DP'nin ilk ve ikinci ayın getirilerini analizlerimizde kullandık. 29 DP'nin coinmarketcap.com' da

birinci ve / veya ikinci ay kapanış fiyatları verileri mevcut değildi, bu sebeple örneklemimizden çıkarıldı.

Tarih

CCI30'u, piyasa endeksi olarak kullandığımızdan ve bu endeks 1 Ocak 2015'ten bu yana mevcut olduğundan, örneklemimiz yalnızca bu tarihten sonra gerçekleşen İDPA'ları içerir. Sonuç olarak, örneklemden 65 DP daha çıkardık.

Aykırı Gözlemler

DP'lerin ilk ve ikinci ay kalıntı getirilerinden bazıları, örnekteki tüm madeni paraların ortalama getiri ile karşılaştırıldığında, çok yüksek veya çok düşüktür. Örneğin, ilk ay kalıntı geri dönüşü için en düşük değer -% 84 ve ortalama kalıntı% 4 olduğunda en yüksek değer% 292'dir. Benzer şekilde, ikinci ay artık getirisinin en düşük değeri -% 100 iken en yüksek değer% 677'dir. Bu nedenle, artık getirilerin en yüksek ve en düşük% 2'sini temsil eden 56 DP'yi örneklemimizden çıkardık.

Sıcak ve Soğuk Ayların Belirlenmesi

Bu araştırmada, İDPA'larda için sıcak ve soğuk pazarların varlığını test etmek için Ibbotson ve Jaffe (1975) metodolojisini kullandık. Sıcak ve soğuk ayları belirlemeye ilk adım olarak, ortalama ilk ay kalıntı dönüşünü, ortalama ikinci ay kalıntı dönüşünü ve ortalama ilk ay artık farklarını hesaplıyoruz. Sonra, tüm artık serilerin medyanı belirledik. Belirli bir aydaki ortalama ilk ay artıkları, ortalama ilk ay

artıkların medyanından daha yüksekse, o ayları sıcak ay olarak adlandırırız. Bir ayda İDPA yoksa, o ay atlanır ve sıcak veya soğuk olarak belirtilmez. Örneğin, Mart 2015'te İDPA yoktur, bu yüzden bu ayı görmezden gelerek Nisan 2015'i örneklemimizde üçüncü ay olarak kabul ettik.

Birinci ve ikinci ay artıkları, DP'lerin risk primlerini incelemek için hesaplanır. Ibbotson ve Jaffe (1975), halka arz olan hisse senetlerinin aynı dönemdeki piyasa performansını karşılaştırmak amacıyla bu farklar İDPA'lar için hesaplamaktadır.

Zaman Serisi Analizleri

Ibbotson ve Jaffe'nin (1975), yaptığı gibi İDPA için sıcak ve soğuk piyasa olusunu anlamak için dört farklı analiz gerçekleştiriyoruz.

Korelasyon Katsayısı

İki değişken arasındaki ilişkinin derecesini ve yönünü göstermek için korelasyon katsayısı kullanılır. Korelasyon katsayısı "r" ile gösterilmiştir ve değeri iki seri arasındaki bağımlılığı temsil edebilir. Korelasyon katsayısı -1 ile 1 arasında bir değer alır. -1'e yakınsa, iki değişkenin genellikle birbirine zıt yönde hareket ettiği anlamına gelir. 0 ise, değişkenler arasında ilişki yoktur. 1'e yakınsa, iki değişken genellikle aynı yönde hareket eder (Turanlı ve Guriş, 2005).

Korelasyon katsayısı ile geçmiş ve gelecekteki DP'lerde gözlenen getiriler arasındaki bağımlılığı inceliyoruz. Bu amaçla, Ibbotson ve Jaffe (1975) 'den sonra, her on iki ay artık serisi için 12 ay

gecikmeli korelasyon katsayısını hesapladık. Ek olarak, her aydaki İDPA sayısı için aynı gecikmeli korelasyon katsayılarını hesapladık.

Regresyon Analizleri

Regresyon modelleri değişkenler arasındaki olası bir ilişkiye analiz etmek için uygulanır. Regresyon analizi için, bir cebirsel model gereklidir ve temsili, temel bir regresyon için $Y = \alpha + \beta X$ 'tir. α sabiti ve β eğimi temsil eder. β işaretinin değişkenler arasındaki ilişkinin yönünü gösterir. 0'a eşitse, değişkenler arasında ilişki olmadığı anlamına gelir (Turanlı ve Guriş, 2005).

Regresyon modelinde, bağımsız değişkenlerin sayısı birden fazla ise, ilgili regresyon analizine çoklu regresyon analizi denir. Çoklu regresyon modelinin genel temsili aşağıda gösterilmiştir (Turanlı ve Guriş, 2005).

$$Y_i = \alpha + \beta_1 X_{i1} + \beta_2 X_{i2} + \dots + \beta_k X_{ik} + \epsilon_i$$

Ibbotson ve Jaffe'nin (1975) İHA'larda yaptığı gibi, İDPA getirişi ile (i) İDPA'ının, arzdan sonraki performansını, (ii) İDPA'ların sayısı ve (iii) geçmiş DP piyasası performansı arasındaki ilişkiyi analiz etmek için regresyon analizini kullanıyoruz.

RUN testi

Simon ve Freund (1997) RUN testini, gözlem sırasına göre bir örneklemin rastgeleliğinin belirlenmesine yardımcı olan bir yöntem olarak tanımlamaktadır. Bir "run", aynı harflerin veya sembollerin sırasıdır. Örneğin, aşağıdaki örnekte sağlıklı (H) ve hastalıklı (D) "run"larını bulmak istiyorsak, aynı harf serisinin sırasını da saymalıyız:

HHH DD HH

Yukarıdaki çalışmanın tanımına bağlı olarak, bu serideki “run” sayısı 3’tür, çünkü H’ler ve D’ler arka arkaya üç kez tekrar eder.

Toplam “run” sayısı, bir serinin rastgeleliğinin bir göstergesi olabilir. Çalışma sayısı sınırlıysa, seri rastgele olmayı bilir.(Simon ve Freund, 1997).

Ampirik Bulgular ve Sonuçlar

Bu çalışmada, halka arz piyasası fenomenleri için ilk halka arzı teklifini araştırıyoruz ve halka arz piyasası için aynı konuda Ibbotson ve Jaffe’ nin(1975) çalışmasında sunulan metodolojiyi kullanıyoruz.

Örneklemimiz, Ocak 2015 ve Mart 2019 arasında 46 ay boyunca gerçekleştirilen 759 İDPA’yı içermektedir. Analizlerimizin sonuçları, medyan ilk ay artıktır getirisinin -1,58% (ortalama 4,36 %) olduğunu göstermektedir. Sıcak ve soğuk pazarları, her bir İDPA'nun İDPA ayı boyunca piyasada ve üstünde kalan kalıntı getirisine dayanarak hesaplanan medyan getiri performansına göre belirleriz. Örneklem döneminde, İDPA priminin medyanın üzerinde olduğu 23 sıcak ay ve İDPA priminin medyanın altında olduğu 23 soğuk ay vardır.

İDPA ilk ay kalıntılarına ek olarak, İDPA'yı takip eden ikinci ay boyunca İDPA kalıntılarını da hesaplayarak satış sonrası performans serisini elde ediyoruz. Tezde değinilen ana konulardan biri, artıkların yanı sıra gözlemlenen İDPA'ların sayısı arasındaki seri bağımlılığının muhtemel varlığıdır. Seri bağımlılık önce İDPA artıktır getirileri (İDPA sayısı) ve 12 aya kadar gecikmeli olarak gözlenen aynı artıktır getiri (İDPA sayısı) arasındaki korelasyon katsayıları hesaplanarak test edilir. 12 aylık gecikmeli artıktır getiriler için korelasyon

gözlemleyemedik. Öte yandan, İDPA'ların sayısı, İDPA' dan sonraki dört ay boyunca gözlemlenen İDPA aktivitesi ile pozitif ilişkili görünüyor. Bu sonuç, artan İDPA aktivitesinin DP ihraççilerini piyasaya yeni DP ihraç etmek için teşvik ettiğini gösteriyor. İlginçtir ki, DP ihraççıları, geçmiş İDPA'larda elde edilen getirileri yeni DP ihraç etme kararlarında önemli bir faktör olarak görmemektedir. Serideki seri bağımlılık, RUN testleri yapılarak tekrar test edilir. RUN testleri, hiçbir dizide seri korelasyon olmadığını göstererek korelasyon analizinin sonuçlarını onaylar.

Ayrıca, ilk ayki İDPA getirilerini ve İDPA sayısını analiz etmek için birkaç regresyon modelleri kurduk. Yeni İDPA primi ve pazar sonrası performans arasındaki ilişkideki basit regresyon modeli, yeni İDPA primi ve satış sonrası performans arasında istatistiksel bir ilişki olmadığını göstermektedir. Ayrıca, İDPA'ların sayısı ile yeni İDPA primleri arasındaki ilişki için kurulan regresyon analizinde de herhangi bir istatistiksel anlamlılık gözlemlenmedi. Son olarak, geçmiş İDPA piyasa performansı ile yeni İDPA primi arasındaki ilişki hakkındaki modelimiz de istatistiksel olarak anlamlı bir sonuç vermedi. Regresyon modellerimizde herhangi bir istatistiksel öneme sahip olmama ihtimali, muhtemelen dijital paraların yeni bir fonlama yöntemi olması ve pazarın büyük hacimli işlemlere rağmen hala başlangıç aşamasında olması nedeniyedir. Ayrıca, dijital para piyasalarındaki faaliyetleri doğrudan yöneten düzenlemeler yoktur. Bu nedenle, sonuçlarımız, piyasanın manipülasyon konusundaki kırılganlığına da bağlı olabilir. Daha önce de belirtildiği gibi, İDPA finansal dünyada nispeten yeni bir yöntemdir. Yeni bir olgu olması, genel olarak analizlerde bazı problemlere sebep olmuştur. Bu sorunlardan birisi veri eksikliğidir. İDPA'ların sayısı bazı dönemlerde, özellikle Ocak 2015 ve Mayıs 2017 arasındaki aylarda oldukça azdır. Bu nedenle, analizlerimiz gelecekte

tekrarlanırsa bu çalışmadan farklı sonuçlar elde edilebilir. Bunlara ek olarak, global yasa koyucular dijital para piyasalarının düzenlenmesi konusunda fikir birliğine varabilirlerse, dijital para konusunun kritik konularından biri olan yasal düzenleme sorunu çözülebilir. Uygun mevzuat ile manipülasyon sorunu hafifletilebilir ve dijital para fiyatlarının değişkenliği bir dereceye kadar dengelenebilir. Sonuç olarak, analizlerimiz gelecekte farklı sonuçlar sağlayabilir.

E: TEZ İZİN FORMU / THESIS PERMISSION FORM

ENSTİTÜ / INSTITUTE

Fen Bilimleri Enstitüsü / Graduate School of Natural and Applied Sciences

Sosyal Bilimler Enstitüsü / Graduate School of Social Sciences

Uygulamalı Matematik Enstitüsü / Graduate School of Applied Mathematics

Enformatik Enstitüsü / Graduate School of Informatics

Deniz Bilimleri Enstitüsü / Graduate School of Marine Sciences

YAZARIN / AUTHOR

Soyadı / Surname : Özkan

Adı / Name : Önder Aral

Bölümü / Department : İşletme / Business Administration

TEZİN ADI / TITLE OF THE THESIS (İngilizce / English) : Hot Issue Markets for Initial Coin Offerings

TEZİN TÜRÜ / DEGREE: Yüksek Lisans / Master Doktora / PhD

1. **Tezin tamamı dünya çapında erişime açılacaktır.** / Release the entire work immediately for access worldwide.

2. **Tez iki yıl süreyle erişime kapalı olacaktır.** / Secure the entire work for patent and/or proprietary purposes for a period of two years. *

3. **Tez altı ay süreyle erişime kapalı olacaktır.** / Secure the entire work for period of six months. *

* Enstitü Yönetim Kurulu kararının basılı kopyası tezle birlikte kütüphaneye teslim edilecektir.

A copy of the decision of the Institute Administrative Committee will be delivered to the library together with the printed thesis.

Yazarın imzası / Signature

Tarih / Date